

VYSOKÁ ŠKOLA BÁŇSKÁ – TECHNICKÁ UNIVERZITA OSTRAVA

EKONOMICKÁ FAKULTA

KATEDRA FINANCÍ

Odhad modelů ratingu evropských firem s využitím vícerozměrných
statistických metod

Estimation of Rating Models of European Companies by Multivariate
Statistical Methods

Student: Bc. Irena Lounová

Vedoucí diplomové práce: Ing. Josef Novotný, Ph.D.

Ostrava 2014

VŠB - Technická univerzita Ostrava
Ekonomická fakulta
Katedra financí

Zadání diplomové práce

Student: **Bc. Irena Lounová**

Studijní program: N6202 Hospodářská politika a správa

Studijní obor: 6202T010 Finance

Specializace: 00 Finance

Téma: Odhad modelů ratingu evropských firem s využitím vícerozměrných statistických metod
Estimation of Rating Models of European Companies by Multivariate Statistical Methods

Zásady pro vypracování:

1. Úvod
 2. Charakteristika ratingu a metodika poměrových ukazatelů
 3. Popis metod stanovení ratingu
 4. Odhad modelů ratingu
 5. Závěr
- Seznam použité literatury
Seznam zkratk
Prohlášení o využití výsledků diplomové práce
Seznam příloh
Přílohy

Seznam doporučené odborné literatury:

DLUHOŠOVÁ, Dana. *Finanční řízení a rozhodování podniku*. 3. vyd. Praha: Ekopress, 2010. 225 s. ISBN 978-80-86929-68-2.

HOSMER, W. David and Stanley LEMESHOW. *Applied Logistic Regression*. 2nd ed. New York, New York: John Wiley, 2005. 392 s. ISBN 978-047-1722-144.

VINŠ, Petr a Václav LIŠKA. *Rating*. 1. vyd. Praha: C. H. Beck, 2005. 109 s. ISBN 80-7179-807-X.

Formální náležitosti a rozsah diplomové práce stanoví pokyny pro vypracování zveřejněné na webových stránkách fakulty.

Vedoucí diplomové práce: **Ing. Josef Novotný, Ph.D.**

Datum zadání: 22.11.2013

Datum odevzdání: 25.04.2014



Ing. Iveta Ratmanová, Ph.D.
vedoucí katedry



prof. Dr. Ing. Dana Dluhošová
děkanka fakulty

„Prohlašuji, že jsem celou práci, včetně příloh, vypracovala samostatně.“

V Ostravě dne 16.4.2014

Irena Lounová

Bc. Irena Lounová

Poděkování

Ráda bych touto cestou poděkovala své mamince, partnerovi, nejlepší kamarádce i celé rodině za podporu, pomoc a pevné nervy po celou dobu mého studia.

Rovněž bych ráda poděkovala vedoucímu diplomové práce Ing. Josefu Novotnému, Ph.D. za vstřícný přístup a cenné rady při zpracování diplomové práce.

Obsah

1	Úvod.....	5
2	Charakteristika ratingu a metodika poměrových ukazatelů	6
2.1	Charakteristika ratingu	6
2.1.1	Rating	6
2.1.2	Stupnice ratingového hodnocení a druhy ratingu	7
2.1.3	Ratingové agentury	9
2.1.4	Proces tvorby ratingu.....	11
2.2	Metodika poměrových ukazatelů	16
2.2.1	Finanční analýza.....	16
2.2.2	Vybrané poměrové ukazatele.....	17
3	Popis metod stanovení ratingu	22
3.1	Diskriminační analýza	22
3.1.1	Odhad diskriminační funkce	23
3.1.2	Klasifikační matice	26
3.1.3	Ověření predikční schopnosti	27
3.2	Logistická regrese	28
3.2.1	Odhad logistického modelu	29
3.2.2	Posouzení správnosti modelu.....	31
3.2.3	Ověření predikční schopnosti	32
4	Odhad modelů ratingu.....	33
4.1	Vstupní data	33
4.2	Dvoustupňová diskriminační analýza.....	35
4.2.1	Stepwise metoda.....	36
4.2.2	Diskriminační funkce	39
4.2.3	Klasifikační matice.....	41
4.3	Vícetřídní diskriminační analýza	43

4.3.1	Stepwise metoda.....	44
4.3.2	Diskriminační funkce	46
4.3.3	Klasifikační matice.....	48
4.4	Logistická regrese	50
4.4.1	Odhad modelu	51
4.4.2	Posouzení klasifikační schopnosti.....	53
4.5	Shrnutí dosažených výsledků.....	57
5	Závěr	59
	Seznam použité literatury	61
	Seznam zkratk	63
	Prohlášení o využití výsledků diplomové práce	
	Seznam příloh	

1 Úvod

V současnosti je rating považován za jeden z nejobektivnějších zdrojů informací o hodnoceném subjektu. Díky ratingovému hodnocení je umožněno s využitím jedné ratingové známky posoudit finanční situaci příslušné společnosti. Uživatelům ratingu je tak poskytnuto komplexní zhodnocení situace hodnoceného subjektu, což vede mimo jiné také ke zlepšování informační úrovně ekonomiky.

Cílem diplomové práce je odhad modelů ratingu evropských firem z oblasti spotřebního průmyslu a maloobchodu pomocí vícerozměrných statistických metod, konkrétně dvouskupinové diskriminační analýzy, víceskupinové diskriminační analýzy a logistické regrese.

Práce je členěna mimo úvod a závěr na tři hlavní části. V první části jsou uvedeny informace o ratingu a jeho historii, dále je zde popsána ratingová stupnice spolu s druhy ratingu, ratingovými agenturami a procesem tvorby ratingu. V rámci této kapitoly je také obsažena charakteristika finanční analýzy a vybraných poměrových ukazatelů.

Náplní druhé části je teoretický popis metodiky zvolených vícerozměrných statistických metod, tedy diskriminační analýzy a logistické regrese. Popis metod je dále rozčleněn na odhad daného modelu, posouzení jeho správnosti a je zakončen ověřením predikční schopnosti modelu.

Ve třetí části práce jsou aplikovány příslušné metody na konkrétní data, kterými jsou finanční údaje o 70 ratingově ohodnocených firmách z oblasti spotřebního průmyslu a maloobchodu za rok 2012, kterým ratingová agentura Standard & Poors udělila ratingové ohodnocení. Pro odhad modelů ratingu je v rámci této diplomové práce využita dvouskupinová diskriminační analýza, třískupinová diskriminační analýza a binární logistická regrese. Pro zpracování těchto metod je použit statistický program IBM SPSS Statistics 21. V závěru kapitoly je provedeno shrnutí získaných výsledků včetně konstrukce tabulky s dosaženou klasifikační úspěšností.

2 Charakteristika ratingu a metodika poměrových ukazatelů

Kapitola je členěna na dvě hlavní části, kterými jsou charakteristika ratingu a metodika poměrových ukazatelů. V rámci první části je definován rating a dále jsou zde obsaženy informace týkající se účelnosti ratingu, historie a druhů ratingu spolu s údaji o ratingových agenturách. V jejím závěru je pak přiblížen proces tvorby ratingu společnosti Standard & Poor's (dále jen S&P).

Druhá část kapitoly je následně věnována charakteristice finanční analýzy a metodice vybraných poměrových ukazatelů rentability, finanční stability a zadluženosti, likvidity a aktivity, včetně vyjádření vztahu těchto poměrových ukazatelů k ratingovému hodnocení podniku.

2.1 Charakteristika ratingu

V této podkapitole je vymezen význam ratingu spolu s popisem ratingového hodnocení, ratingových agentur a procesu tvorby ratingu S&P. Informace potřebné pro vytvoření této subkapitoly jsou čerpány zejména z publikace Vinš a Liška (2005).

2.1.1 Rating

Rating vypovídá o nezávislém hodnocení subjektu prostřednictvím ratingové agentury a jeho hlavním cílem je zjistit, jak je daný subjekt schopen a ochoten dostát včas a v plné výši veškerým svým splatným závazkům. Hodnocení je uskutečňováno prostřednictvím komplexního rozboru všech známých rizik hodnoceného subjektu. Závěrečné hodnocení je pak vyjádřeno ratingovou známkou z ratingové stupnice (Tab. 2.1), která je celosvětově plně srovnatelná a je shodná pro všechna odvětví i regiony.

Je ale nutno zmínit, že se v případě ratingu nejedná o investiční doporučení, ale jde o analýzu fundamentální kvality hodnoceného subjektu, dluhu či cenného papíru.

Účelnost ratingu

Ratingové hodnocení je považováno za jeden z nejobektivnějších podkladů pro investory, jelikož jim poskytuje možnost bez vysokých nákladů i časových požadavků získat potřebné informace a ohodnotit rizika, jež jsou s daným subjektem spojena. Uživatelé ratingu tedy mohou být, kromě již zmiňovaných investorů, také management společnosti, zapůjčovatelé cizího kapitálu, obchodní partneři či široká veřejnost.

V případě managementu podniku může rating sloužit jako návod k zefektivnění jeho činnosti. Významnou roli má rating také ve vztahu k financování podniku, kdy platí, že pokud

má společnost dobrý rating, pak má možnost získat finanční zdroje levněji než podnik se špatným či žádným ratingem. Rating je také užíván jako měřítko pro investice penzijních fondů a dobrovolně je rovněž využíván bankami, investičními a podílovými fondy či pojišťovacími a zajišťovacími ústavy.

Rating tedy poskytuje všem zmiňovaným subjektům maximálně objektivní pohled na hodnocený subjekt, čímž jim šetří jejich čas i náklady, a v souhrnu to vede ke zvyšování informační úrovně celé ekonomiky.

Historie ratingu

Historie ratingu je spjata s vývojem nejvyspělejšího světového finančního trhu, tedy trhu Spojených států amerických. Roku 1909 došlo ke vzniku tzv. ratingového průmyslu, což bylo spojeno s Johnem Moodym, který začal hodnotit obligace železničních společností, tvořících v té době jeden z nejdůležitějších sektorů. V následujícím roce se toto ratingové hodnocení rozšířilo také na dluhopisy veřejných služeb a průmyslových společností. V roce 1916 vydala své první ratingy společnost Poor's Publishing Company, kterou následovaly roku 1922 agentury Standard Statistics Company a Fitch Publishing Company. Rok 1941 je pak zmiňován z důvodu fúze Standard Statistics Company a Poor's Publishing Company, čímž došlo ke vzniku společnosti Standard & Poor's.

Nejvýznamnější evropská ratingová agentura IBCA vznikla roku 1978 jako specializovaná instituce na rating bank na britských ostrovech. Postupem času začala hodnotit nejen banky, ale i britské korporace a nakonec rozšířila svou činnost do kontinentální Evropy. Jejím vlastníkem byla společnost FILAMAC, S.A., která koncem roku 1997 převzala Fitch Investors Service, a došlo ke vzniku ratingové agentury FitchIBCA.

Dominantními ratingovými agenturami na světovém trhu se tak staly Moody's Investors Service, S&P a Fitch Ratings. V návaznosti na změny potřeb investorů a požadavků trhu se začaly ratingové agentury orientovat i na další subjekty jako jsou státy, města, banky, pojišťovny, penzijní fondy a podobně.

2.1.2 Stupnice ratingového hodnocení a druhy ratingu

Jak již bylo uvedeno, ratingové agentury udělují hodnoceným subjektům příslušné ratingové známky z ratingových stupnic. Ratingové stupnice jsou pro jednotlivé agentury odlišné a v zásadě jsou složeny z písmen, číselných znaků a znamének plus či mínus.

V Tab. 2.1 jsou obsaženy ratingové škály agentur Moody's, S&P a Fitch Rating pro krátké a dlouhé období, spolu se stručným komentářem.

Tab. 2.1: Ratingové stupnice

Moody's		S&P		Fitch		Hodnocení	Stupeň
Dlouhé období	Krátké období	Dlouhé období	Krátké období	Dlouhé období	Krátké období		
Aaa	P-1	AAA	A-1+	AAA	F1+	Nejvyšší kvalita	Investiční stupně
Aa1		AA+		AA+			
Aa2		AA		AA			
Aa3		AA-		AA-			
A1		A+	A-1	A+	F1	Střední kvalita - vyšší	
A2	A	A					
A3	P-2	A-	A-2	A-	F2	Střední kvalita - nižší	
Baa1		BBB+		BBB+			
Baa2	P-3	BBB	A-3	BBB	F3		
Baa3		BBB-		BBB-			
Ba1	Not Prime Subprime	BB+	B	BB+	B	Spekulativní	Spekulativní stupně
Ba2		BB		BB			
Ba3		BB-		BB-			
B1		B+		B+			
B2		B		B			
B3		B-		B-			
Caa1		CCC+	C	CCC+	C	Značná rizika	
Caa2		CCC		CCC		Extrémně spekulativní	
Caa3		CCC-		CCC-		S velmi nízkou perspektivou	
Ca		CC		CC			
C		C	D	C	D	Velmi vysoká pravděpodobnost úpadku	
		CI					
		D					

Zdroj: www.fxstreet.cz

Jak lze ve výše umístěné tabulce vidět, ratingové škály jsou rozděleny na 2 stupně, a to na stupeň investiční a spekulativní. V rámci investičního stupně jsou zahrnuty ratingové známky s nízkým rizikem, zatímco do spekulativního stupně spadá ratingové hodnocení s vysokou mírou rizika. Kromě symbolů tvořících ratingové známky se také pro odstupňování používá ratingový výhled, který vypovídá o budoucím vývoji hodnoceného subjektu a tvoří tedy součást ratingové známky. Ratingový výhled může být pozitivní, stabilní či negativní. V případě pozitivního výhledu lze očekávat zvýšení ratingové známky vlivem vývoje daného subjektu. U stabilního výhledu se nepředpokládá žádná změna subjektu a tedy ani jeho ratingového hodnocení. Jde-li o negativní výhled, pak je možno očekávat vývoj subjektu směřující ke snížení ratingové známky.

V souvislosti s vývojem ratingu docházelo na základě požadavků investorů ke vzniku celé řady **druhů ratingového hodnocení**. Rating lze členit dle časového kritéria, typu dluhového instrumentu či trhu, pro který je rating určen.

Vzhledem k časovému hledisku je možno členit rating na krátkodobý, týkající se závazků se splatností do 1 roku, či dlouhodobý, který je spojen se závazky splatnými nad 1 rok.

Dle typu dluhového instrumentu lze rating rozdělit na rating cenných papírů s pevným výnosem, kterými jsou například obligace nebo směnky, dále na rating prioritních akcií, strukturovaného financování, rating syndikovaného dluhu či rating projektového financování.

Dalším možným členěním jsou typy ratingu dle návaznosti na denominaci dluhu a cílového trhu, kdy se jedná o rating mezinárodní či lokální. Mezinárodní rating je denominován v zahraniční měně a týká se srovnatelných zahraničních společností a závazků či pohledávek v zahraniční měně. Lokální rating je naopak denominován v lokální měně a na rozdíl od mezinárodního ratingu není mezinárodně srovnatelný, protože je použitelný jen v rámci daného státu.

Rating je také možno dělit na rating emitenta, rating banky, pojišťovny, penzijního či podílového fondu nebo rating organizátora trhu s cennými papíry, například burzy.

2.1.3 Ratingové agentury

Ratingové agentury lze rozčlenit dle tří základních dělení na agentury lokální a mezinárodní, všeobecné a specializované či agentury kooperující s emitenty nebo těžící z veřejných informací.

První skupinou jsou ratingové agentury lokální a mezinárodní, mezi nimiž je hlavní rozdíl v jejich působnosti. Zatímco lokální agentury jsou zaměřeny na určitý region, mezinárodní agentury působí v rámci celého světa.

Další dělení se pak vztahuje na všeobecné či specializované ratingové agentury. Jak je již z názvu patrné, všeobecné agentury jsou orientovány na většinu či všechny typy udělovaných ratingů. Specializované agentury naopak poskytují rating jen konkrétnímu typu objektů a nejčastěji se týkají ratingu obligací. Rovněž také roste počet specializovaných agentur zaměřených na banky, například Thomson Bank Watch či na fondy kolektivního investování, kde může být příkladem agentura Morningstar.

Poslední skupinou jsou ratingové agentury kooperující s emitenty a agentury těžící z veřejných informací, kde je hlavním rozdílem úroveň kooperace mezi klientem a agenturou. Nejčastějším postupem je sestavení ratingu klienta na základě vzájemné kooperace

a komunikace, čímž je zajištěn přístup agentury k požadovaným dokumentům a díky tomu má udělený rating dobrou vypovídací schopnost. Tento postup se někdy nazývá rating vyžádaný. V daleko menším rozsahu pak na trhu existují ratingové agentury, které s hodnoceným subjektem nekomunikují a rating stanovují pouze s využitím veřejně dostupných informací o daném subjektu. Toto ratingové hodnocení je utvářeno dle požadavků investorů, případně obchodních partnerů a jeho vypovídací schopnost je daleko nižší než u ratingu vyžádaného.

Jak již bylo zmíněno, nejvýznamnějšími ratingovými agenturami jsou v současnosti Moody's Investors Service, Standard & Poor's a Fitch Ratings.

Moody's Investors Service

Moody's Investors Service (dále jen Moody's) byla založena jako první ratingová agentura na světě roku 1914 a je dceřinou společností Moody's Corporation. Moody's je vedoucím poskytovatelem kreditních ratingů, výzkumů a analýz obsahujících úvěrové nástroje a cenné papíry na globálních kapitálových trzích. Odhadovaný podíl agentury Moody's na celosvětovém trhu odpovídá přibližně 40 %, přičemž vydává ratingy na více jak 100 000 dluhových cenných papírů společností a 68 000 dluhopisů z oblasti veřejných financí ve více než 100 zemích světa.

Standard & Poor's

Ratingová agentura Standard & Poor's vznikla v roce 1941 fúzí společností Standard Statistics Company a Poor's Publishing Company. V současnosti zaujímá, stejně jako agentura Moody's, přibližně 40 % podíl na globálním trhu. S&P byla první agenturou, která zveřejnila své ratingové postupy a kritéria a rovněž jako první zavedla vlastní on-line servis, Credit Wire, pomocí něhož poskytuje informace hromadným sdělovacím prostředkům či předplatitelům. Kromě širokého spektra ratingů nabízí S&P také celou řadu studií, statistických údajů, analýz atd.

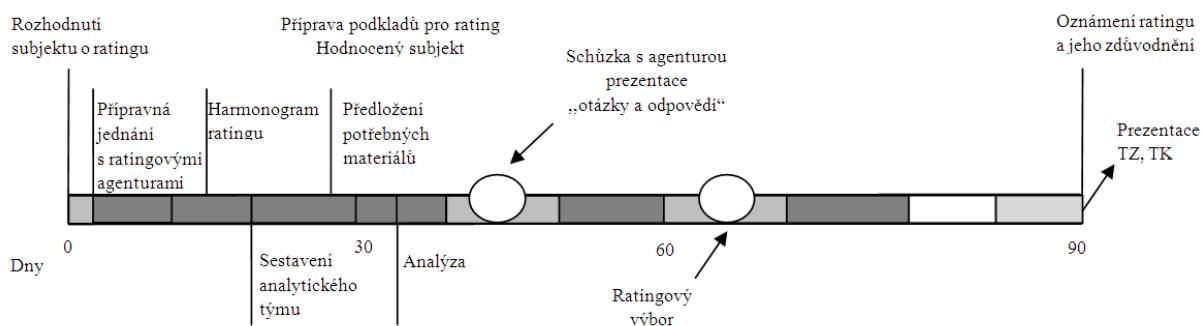
Fitch Rating

Poslední z trojice nejvýznamnějších ratingových agentur je Fitch Rating, která vlastní dvě ředitelství se sídlem v New Yorku a Londýně. Tato agentura byla založena roku 1913 jako Fitch Publishing Company. Následně pak v průběhu času došlo prostřednictvím několika fúzí ke vzniku současné Fitch Rating, která spolupracuje s více jak 1000 bankami a 400 společnostmi po celém světě, přičemž její podíl na celosvětovém trhu činí téměř 16 %. Činnost Fitch Rating využívají jak americké společnosti orientované na zahraničí, tak mezinárodní společnosti směřující na americké trhy.

2.1.4 Proces tvorby ratingu

Tvorba ratingového hodnocení je specifická pro různé typy subjektů a liší se dle předmětu jejich činnosti i oblasti trhu, kde podnikají. Samotný proces začíná kontaktem subjektu s ratingovou agenturou a končí přidělením příslušné ratingové známky. V níže umístěném Obr. 2.1 je znázorněno obecné časové schéma procesu tvorby vyžádaného ratingu.

Obr. 2.1: Časové schéma procesu tvorby vyžádaného ratingového hodnocení ¹



Zdroj: Vinš a Liška (2005)

Rozhodne-li se subjekt pro ratingové hodnocení, je zapotřebí oslovit ratingovou agenturu a poté podepsat smlouvu. Následně ratingová agentura určí analytický tým, jehož úkolem je hodnocení daného klienta. Tým je složen z vedoucího (senior analytika) a jeho spolupracovníků (junior analytiků). Tento tým pošle klientovi informační požadavky, nejčastěji v podobě dotazníku, který klient vyplní, resp. si nechá zpracovat tzv. informační memorandum. Někdy tým informační požadavky neposílá a s dotazy klienta přímo navštíví. Při hodnocení jsou používány nejen informace od klienta, ale také od poradenských či informačních agentur, asociací, sdružení nebo veřejnoprávních institucí.

Po získání potřebných informací je provedena jejich kvantitativní a kvalitativní analýza spolu s posouzením všech známých rizik, jež mohou být s daným subjektem spojena. Následně se sejde, po jednoměsíčním až dvoutměsíčním hodnocení, ratingový výbor, který se skládá z analytiků ratingového týmu a ostatních vedoucích analytiků svolaných dle potřeby. Na základě předložených analýz a následné diskuse je prostřednictvím tohoto ratingového výboru přidělena demokratickým hlasováním, bez práva veta kteréhokoli z účastníků, konečná ratingová známka.

Hodnocený subjekt se pak může rozhodnout, jestli informace o přiděleném ratingu zveřejní, či nikoli. V případě jeho souhlasu se zveřejněním se připraví prezentace uděleného ratingu, tisková zpráva či tisková konference. Rozhodne-li se ale subjekt, že svůj rating

¹ TZ – tisková zpráva; TK – tisková konference

nezveřejní, pak tento rating slouží pouze pro interní účely klienta. Po jednorázovém udělení ratingu je dále prováděno průběžné sledování hodnoceného subjektu tak, aby měl každý uživatel přehled o rizikovosti investice. Stanovený rating je rovněž revidován, a to obvykle čtvrtletně či ročně.

Jelikož je v aplikační části využito pro stanovení ratingových modelů hodnocení firem agenturou S&P, bude dále zjednodušeně charakterizována metodika udělení ratingu touto společností.

Tvorba ratingového hodnocení agenturou Standard & Poor's

Vybrané firmy, s nimiž je pracováno v rámci praktické části diplomové práce, jsou orientovány na spotřební průmysl a maloobchod. Popis metodiky pro stanovení ratingu agenturou S&P v rámci těchto dvou odvětví je popsán níže.²

S&P používá pro určení ratingu v případě spotřebního průmyslu a maloobchodu širokou škálu kritérií, která jsou členěna do tří částí, jimiž jsou analýza obchodního rizika, analýza finančního rizika a ratingové modifikátory. Nejdříve budou charakterizována kritéria související se **spotřebním průmyslem**. Prvním souborem kritérií užívaných agenturou S&P je tedy analýza obchodního rizika, kde jsou zahrnuta tato kritéria: průmyslové riziko, cykličnost, konkurenční riziko a růst, riziko země a konkurenční pozice.

Pro průmyslové riziko je zde typická nízká úroveň rizika spolu s relativně stabilní poptávkou v daném odvětví. Dalším kritériem je cykličnost, jež je nízká, a to jak v souvislosti s výkyvy hospodářského cyklu, tak se ziskovostí. V rámci konkurenčního rizika a růstu jsou posuzovány 4 složky - účinnost bariér vstupu do odvětví, úroveň a vývoj ziskových marží spotřebitele, nebezpečí světské změny a substituce výrobků, služeb a technologií a riziko v trendech růstu spotřebitelského průmyslu.

Bariéry vstupu do odvětví jsou u spotřebního průmyslu mírné a nové subjekty mají umožněn vstup na trh. Ne vždy jsou ale nové firmy schopny soutěžit s velkými lídry, a proto se toto kritérium řadí do skupiny se střední rizikovostí. S úrovní a vývojem ziskových marží spotřebitele je spojeno nízké riziko, jelikož většina výrobců dokáže vhodně řídit strukturu svých nákladů, které se pak projevují, spolu s dalšími faktory, v cenách pro spotřebitele. Nízké riziko je zřejmé i u světské změny a substituce výrobků, služeb a technologií, což souvisí s každodenním užíváním spotřebních výrobků a s pomalým tempem

² Informace spojené se stanovením ratingu agenturou S&P jsou čerpány z: www.standardandpoors.com.

technologických změn. Trend růstu spotřebního průmyslu je spíše dlouhodobý a dlouhodobá poptávka je, mimo jiné, podpořena demografickým trendem. Z toho vyplývá, že i v případě tohoto kritéria je patrné nízké riziko.

Dalším kritériem je riziko země, jež je důležité při určování všech ratingů firem v dané zemi, jelikož může mít přímý i nepřímý vliv na úvěruschopnost těchto subjektů. Posledním kritériem je, v rámci analýzy obchodního rizika, konkurenční pozice, kde jsou posuzována dílčí kritéria, a to konkurenční výhoda, stupnice, rozsah a rozmanitost, provozní efektivita a ziskovost.

S konkurenční výhodou je spojena hodnota značky, podíl firmy na trhu, efektivita marketingové strategie a také cena energie a kupní síly. V kritériu zabývajícím se stupnicí, rozsahem a rozmanitostí je zahrnuta velikost příjmů ve vztahu ke konkurenci, sortiment výrobků či služeb a různorodost zdrojů příjmů a peněžních prostředků. S provozní efektivitou je spjato posouzení stupně provozní páky a míry volatility nákladů na suroviny a energie, dále pak relativní náklady na postavení společnosti a flexibilní strukturu nákladů. S využitím matice, kde je zkombinována úroveň a volatilita ziskovosti, lze stanovit konečnou ziskovost. Úroveň ziskovosti je definována dle tří stupňů: nad průměrem, průměrná či pod průměrem a hlavní metodikou je EBITDA marže. Volatilita ziskovosti je pak hodnocena dle šestibodové škály od nejméně po nejvíce volatilní a lze ji určit pomocí standardní chyby regrese (máme-li alespoň sedmiletou časovou řadu).

Druhou oblastí kritérií pro spotřební průmysl, pomocí nichž je stanovován rating společností S&P, je analýza finančního rizika. Zde jsou zařazena následující kritéria: účetní charakteristika a analytická úroveň, cash flow a analýza finanční páky, základní ukazatele a doplňkové ukazatele.

V případě kritéria účetní charakteristika a analytická úroveň je zahrnuta analýza finančních výkazů spolu s revizí účetnictví. Základem pro hodnocení finančního rizikového profilu subjektu je kritérium cash flow a analýza finanční páky, kde je k hodnocení užívána stupnice o šesti úrovních dle zadluženosti. Při posuzování cash flow a finanční páky jsou používány dva základní ukazatele, a to dluh v poměru k EBITDA a provozní finanční prostředky vůči dluhu. Závěrečným kritériem, v této části, jsou doplňkové ukazatele, které se týkají poměrů pokrytí dluhu (kromě provozního a diskrečního cash flow na dluh) a poměrů úrokového krytí (EBITDA k úrokům a provozní finanční prostředky k úrokům).

Poslední skupinou v rámci spotřebního průmyslu jsou ratingové modifikátory, kde je obsažena diverzifikace a portfolio efekt, struktura kapitálu, likvidita, finanční politika, management a politika a také srovnatelná ratingová analýza.

Při sledování kritéria diverzifikace a portfolio efektu je užívána jednotná metodika pro všechny typy subjektů a odvětví, která spočívá v hodnocení prostřednictvím třístupňové škály (významná, střední a neutrální diverzifikace). Strukturu kapitálu lze ovlivnit změnou subfaktorů, kterými jsou měnové riziko spojené s dluhy, dluhový program, úrokové riziko související s dluhy či investice. Kapitálová struktura je posuzována s využitím stupnice s pěti úrovněmi od velmi pozitivní po velmi negativní. U likvidity jsou sledovány zdroje peněžních toků a jejich užití, s čímž je spojen tzv. likvidní polštář. Kromě peněžních toků je monitorován také vývoj EBITDA. Finanční politika souvisí s tím, zda je subjekt vlastněn tzv. finančními sponzory či nikoli, a posuzuje se její rámec včetně komplexnosti a transparentnosti. V případě kritéria management a politika lze hovořit o analýze řízení a správy, jež vypovídá o strategických kompenzacích, organizační efektivitě, řízení rizik apod. Posledním krokem je srovnatelná ratingová analýza, kdy jsou „doladěny“ výsledky jednotlivých hodnocení.

Nyní budou popsána kritéria, která jsou používána agenturou S&P pro určení ratingu firem z oblasti **maloobchodu**. V tomto odvětví jsou daná kritéria členěna do stejných tří skupin, jak tomu bylo v případě spotřebního průmyslu. Prvním oddílem je tedy analýza obchodního rizika, kam patří následující kritéria: průmyslové riziko, cykličnost, konkurenční riziko a růst, riziko země a konkurenční pozice.

U průmyslového rizika, které je řazeno do středního stupně rizika, lze hovořit o širokém rozptylu rizikových profilů v rámci pododvětví maloobchodu. Hlavním rizikovým faktorem odlišujícím dílčí sektory je cykličnost, jejíž rizikovost je rovněž na střední úrovni. Třetím kritériem je konkurenční riziko a růst, u nějž jsou zohledňovány 4 položky - účinnost bariér vstupu do odvětví, úroveň a vývoj ziskových marží v oboru, nebezpečí světské změny a substituce výrobků, služeb a technologií a riziko v trendech růstu maloobchodu.

Bariéry vstupu do odvětví se zvyšují především v souvislosti s koncentrací trhu a riziko je v případě tohoto kritéria na střední úrovni. Další položkou je úroveň a vývoj ziskových marží v oboru, která se vyznačuje vysokým rizikem, jelikož je ziskovost u maloobchodu silně ovlivňována konkurenčními tlaky (pro udržení konkurenceschopnosti je nutno snižovat ceny). S nebezpečím světské změny a substituce výrobků, služeb a technologií

je spojen, mimo jiné, i rozvoj tzv. on-line prodejců, jejichž prodej roste rychlejším tempem než u prodejců v kamenných prodejnách a riziko zde odpovídá střednímu stupni. Riziko v trendech růstu maloobchodu je pak na nízké úrovni a rostou-li tržby v oblasti maloobchodu, pak rostou zejména díky rozvoji mezinárodních prodejců a prodejců, kteří rozšiřují své distribuční kanály (on-line prodej, apod.).

V případě rizika země jde o širokou škálu rizik souvisejících s podnikáním v dané zemi, jež mohou ovlivňovat úvěruschopnost nevládních institucí. Posledním kritériem je zde konkurenční pozice jednotlivých subjektů, kde jsou pozorována 4 dílčí kritéria, a to konkurenční výhoda, stupnice, rozsah a rozmanitost, provozní efektivita a ziskovost.

Kritérium konkurenční výhoda se týká merchandising strategie, rovnováhy mezi cenou a kvalitou, značky, marketingu a rovněž také diferenciací konceptu, produktu i samotného nakupování. V rámci kritéria stupnice, rozsah a rozmanitost je zahrnuta rozličnost výrobků a služeb, geografické umístění obchodů, podíl společnosti na trhu, intenzita konkurence či očekávaný růst. V souvislosti s provozní efektivitou je sledována hrubá marže, obrát zásob, objem závazků, řízení pracovního kapitálu, konverze peněžních cyklů apod. Výslednou ziskovost je pak možno určit prostřednictvím matice, kde je zkombinována úroveň ziskovosti a volatilita ziskovosti. Úroveň ziskovosti je posuzována na základě 3 bodové škály: nad průměrem, průměrná či pod průměrem a hlavní metodikou pro vyhodnocení ziskovosti je EBITDA marže. Volatilitu ziskovosti lze stanovit s využitím standardní chyby regrese, kde je zapotřebí mít, pro zajištění smysluplnosti výsledků, alespoň sedmiletou časovou řadu. Hodnocení je zde prováděno pomocí šestibodové stupnice (od nejnižší hodnoty standardní chyby regrese po nejvyšší).

Druhým souborem kritérií pro maloobchod je, stejně jako u spotřebního průmyslu, analýza finančního rizika, kam spadá účetní charakteristika a analytická úroveň, finanční plánování, postup úpravy dat a kalkulací, cash flow a analýza finanční páky, základní ukazatele a doplňkové ukazatele.

Obsahem kritéria účetní charakteristika a analytická úroveň je analýza finančních výkazů a revize účetnictví jednotlivých subjektů. Z pohledu finančního plánování jsou nejčastějším typem úvěrových povinností závazky z obchodních vztahů a to především kvůli vysokému procentu splatností těchto závazků a jejich široké dostupnosti. Kritérium postup úpravy dat a kalkulací lze rozdělit na dvě části, kterými jsou data a kalkulace. Při úpravě dat je sledováno především množství plánovaných půjček, objem plánovaných úrokových

nákladů a také plánované půjčky či splátky hlášené společností jako součást finanční činnosti. V rámci provádění kalkulací jsou pak od analyzovaných zisků (EBITDA) a provozních finančních prostředků odečteny všechny plánované půjčky a také plánované úrokové náklady, jež jsou zařazeny do operativních nákladů a dojde tak ke snížení EBITDA a provozních příjmů. Základem pro posouzení finančního rizikového profilu emitenta je kritérium cash flow a analýza finanční páky, kde se k hodnocení používá šestibodová škála odstupňovaná dle úrovně zadluženosti. Pro ohodnocení úrovně cash flow a finanční páky jsou užívány dva základní ukazatele, kterými jsou provozní finanční prostředky vůči dluhu a dluh v poměru k EBITDA. Mezi doplňkové ukazatele je pak řazen poměr EBITDA a úrokového krytí, diskreční cash flow vůči dluhu či volné peněžní prostředky z provozní činnosti na dluh.

Třetí skupinou kritérií, užívaných v případě maloobchodu, jsou ratingové modifikátory, kde je zařazena diverzifikace a portfolio efekt, struktura kapitálu, likvidita, finanční politika, management a politika a srovnatelná ratingová analýza. Jednotlivá kritéria, včetně příslušných charakteristik, jsou totožná jako u spotřebního průmyslu, který je popsán výše.

2.2 Metodika poměrových ukazatelů

V této subkapitole je vymezena podstata finanční analýzy spolu s popisem vybraných poměrových ukazatelů a jejich vazbou k ratingovému hodnocení. Hlavním zdrojem literatury pro zpracování této části práce je Dluhošová a kol. (2010).

2.2.1 Finanční analýza

Finanční analýza je významnou součástí procesu řízení podniku. Jejím hlavním úkolem je komplexní posouzení finanční situace podniku spolu s utvářením doporučení pro podnik do budoucna. Informace o finančním stavu podniku jsou důležité nejen pro manažery, ale i pro další subjekty, jako jsou investoři, banky, obchodní partneři, konkurence, zaměstnanci apod. Při zpracování finanční analýzy jsou užívány účetní výkazy, kterými jsou rozvaha, výkaz zisku a ztrát a výkaz cash flow.

Při posuzování finančního zdraví podniku lze vycházet z procentního rozboru či z poměrové analýzy. V případě procentního rozboru se provádí procentní rozbor komponent, tedy zjišťování podílů jednotlivých položek na celkových objemech, či analýza vývojových trendů, což zahrnuje sledování změn absolutních ukazatelů v čase. Poměrovou analýzu je možno konstruovat jako pyramidovou či paralelní soustavu. Jedná-li se o pyramidovou soustavu, pak existuje mezi danými ukazateli funkční závislost a lze tedy

zhodnotit vliv dílčích ukazatelů na ukazatel vrcholový. Paralelní soustava naopak není založena na funkční závislosti a tvoří ji ukazatele dle příbuznosti a interpretace.

2.2.2 Vybrané poměrové ukazatele

Agentura Standard & Poor's využívá pro stanovení ratingu společností celou řadu kvantitativních či kvalitativních faktorů. Pro účely této diplomové práce ale budou stanoveny ratingové modely na základě vybraných poměrových ukazatelů, jež jsou popsány níže.

Vybrané poměrové ukazatele lze rozčlenit do čtyř základních skupin, kterými jsou ukazatele rentability, ukazatele finanční stability a zadluženosti, ukazatele likvidity a ukazatele aktivity.

Při výpočtu ukazatelů se lze setkat s třemi základními kategoriemi zisku, a to se ziskem před úroky a zdaněním – *EBIT (Earnings Before Interest and Taxes)*, ziskem před zdaněním – *EBT (Earnings Before Taxes)* či s čistým ziskem – *EAT (Earnings After Taxes)*.

Ukazatele rentability

Ukazatele rentability, nazývané také jako ukazatele výnosnosti či míry zisku, patří mezi nejsledovanější skupinu ukazatelů. Rentabilitou je myšlena schopnost podniku dosahovat zisku při využití investovaného kapitálu. Obecně se tedy jedná o poměr mezi ziskem a vloženým kapitálem. V případě všech vybraných ukazatelů rentability je žádoucí rostoucí trend.

Rentabilita aktiv (ROA) poměřuje zisk podniku (*EBIT*) s celkovými aktivy (*CA*) investovanými do podnikání bez ohledu na to, z jakých zdrojů jsou financována. Rentabilita aktiv se stanoví dle vzorce:

$$ROA = \frac{EBIT}{CA}. \quad (2.1)$$

Rentabilita vlastního kapitálu (ROE) vypovídá o zhodnocení vlastního kapitálu (*VK*), který byl do podniku vložen vlastníky či akcionáři. Jde tedy o celkovou výnosnost vlastních zdrojů, kterou lze vyjádřit jako:

$$ROE = \frac{EAT}{VK}. \quad (2.2)$$

Rentabilita tržeb (ROS) vyjadřuje schopnost podniku dosahovat zisku při dané úrovni tržeb (*T*), a stanoví se dle výrazu:

$$ROS = \frac{EAT}{T}. \quad (2.3)$$

Rentabilita nákladů (RN) je definována jako poměr mezi čistým ziskem (*EAT*) a celkovými náklady (*CN*), viz (2.4). Platí, že čím lépe jsou zhodnoceny náklady vložené do hospodaření podniku, tím vyšší je procento zisku.

$$RN = \frac{EAT}{CN}. \quad (2.4)$$

Ukazatele finanční stability a zadluženosti

Finanční stabilita podniku je charakterizována strukturou zdrojů financování a lze ji hodnotit na základě vztahu mezi podnikovými aktivy a zdroji jejich krytí. Zadluženost pak signalizuje fakt, že podnik využívá k financování nejen vlastní, ale i cizí zdroje.

Ukazatel celkové zadluženosti, nazýván také jako ukazatel věřitelského rizika, vypovídá o tom, do jaké míry se podílejí věřitelé na celkovém kapitálu podniku, z něhož je financován majetek firmy. Jelikož jde o vyjádření rizika věřitelů, je zde požadován klesající vývoj. Ukazatel celkové zadluženosti lze získat dle vzorce:

$$CelkZadl = \frac{CK}{CA}, \quad (2.5)$$

kde je uveden poměr cizího kapitálu (*CK*) a celkových aktiv (*CA*).

Ukazatel zadluženosti vlastního kapitálu má podobnou vypovídací schopnost jako ukazatel celkové zadluženosti a jeho akceptovatelná výše by se u stabilních podniků měla pohybovat v rozmezí 80 % až 120 %. Stejně jako u předchozího ukazatele je zde žádoucí klesající trend. Zadluženost vlastního kapitálu se stanoví jako poměr mezi cizím (*CK*) a vlastním kapitálem (*VK*), dle výrazu:

$$ZadlVK = \frac{CK}{VK}, \quad (2.6)$$

Majetkový koeficient, označován také jako finanční páka, se stanoví s využitím poměru mezi celkovými aktivy (*CA*) a vlastním kapitálem podniku (*VK*), viz (2.7). V případě tohoto ukazatele je požadováno, aby měl v čase stabilní vývoj.

$$MajKoeficient = \frac{CA}{VK}. \quad (2.7)$$

Podíl vlastního kapitálu na aktivech (VK/CA) poskytuje informace o tom, jaká část majetku podniku je kryta vlastními zdroji. Jedná se o doplňkový ukazatel k ukazateli celkové zadluženosti a součet těchto dvou ukazatelů by tedy měl být roven jedné. Jelikož jde

o dlouhodobou finanční stabilitu, je žádoucí, aby měl tento ukazatel rostoucí tendenci. Podíl vlastního kapitálu (VK) na aktivech (CA) získáme s využitím vztahu:

$$VK / CA = \frac{VK}{CA}. \quad (2.8)$$

Ukazatel úrokového krytí vyjadřuje, kolikrát jsou úroky kryty provozním ziskem a platí, že čím vyšší je hodnota ukazatele, tím se nachází podnik v lepší finanční situaci, z čehož lze odvodit, že je preferován rostoucí trend tohoto ukazatele. Výraz pro stanovení úrokového krytí pak odpovídá:

$$\text{ÚrokKrytí} = \frac{EBIT}{\text{úroky}}. \quad (2.9)$$

Ukazatel úrokového zatížení, viz (2.10), je převráceným vztahem k ukazateli úrokového krytí a vypovídá o tom, jaká část celkového vytvořeného efektu je odčerpána úroky, z čehož vyplývá požadavek na klesající tendenci tohoto ukazatele.

$$\text{ÚrokZatížení} = \frac{\text{úroky}}{EBIT}. \quad (2.10)$$

Ukazatele likvidity

Likviditou je myšlena schopnost podniku hradit své závazky a získat dostatek prostředků na provedení potřebných transakcí. Likvidita je tedy nezbytnou podmínkou pro existenci podniku. Obecně platí, že ukazatele likvidity charakterizují, jaká část aktiv podniku je vázána ve formě peněz či v majetku snadno na peníze převoditelném.

Ukazatel celkové likvidity charakterizuje poměr mezi oběžnými aktivy (OA) a krátkodobými závazky ($KrZáv$), viz (2.11). Přiměřená úroveň tohoto ukazatele odpovídá 1,5 až 2,5 a je žádoucí stabilní trend.

$$\text{CelkLikvidita} = \frac{OA}{KrZáv}. \quad (2.11)$$

Ukazatel pohotové likvidity eliminuje nedostatky ukazatele celkové likvidity, jelikož v čitateli nezahrnuje zásoby, viz (2.12). Optimální rozmezí úrovně pohotové likvidity odpovídá 1 až 1,5 a zde je požadován rostoucí vývoj ukazatele, jež by vypovídal o zlepšující se finanční a platební situaci podniku.

$$\text{PohotLikvidita} = \frac{OA - \text{zásoby}}{KrZáv}. \quad (2.12)$$

Ukazatel okamžité likvidity je významný především z krátkodobého hlediska, protože v čitateli zahrnuje nejlikvidnější část majetku podniku, a to peníze na účtech, peníze v hotovosti, šeky a ostatní krátkodobý finanční majetek. Okamžitá likvidita, u níž je

požadován pozitivní trend, by se měla pohybovat v intervalu 0,2 až 0,9 (záleží na oboru a odvětví podniku) a stanoví se dle výrazu:

$$OkamžLiquida = \frac{pohot.plateb.prostř.}{KrZáv} \quad (2.13)$$

Ukazatele aktivity

Ukazatele aktivity lze definovat jako ukazatele relativní vázanosti kapitálu v aktivech podniku. Jsou zde zahrnuty v zásadě dva druhy ukazatelů, kterými jsou rychlost obratu, neboli obratovost a doba obratu. Rychlost obratu vyjadřuje, kolikrát za rok se přemění daný majetek na peněžní prostředky. Doba obratu pak vypovídá o počtu dní, během kterých je majetek vázán v podniku, než dojde k jeho přeměně na peněžní prostředky.

Obrátka celkových aktiv poskytuje informace o intenzitě využití celkového majetku podniku, tedy kolikrát se celková aktiva během jednoho roku přemění na peněžní prostředky. Je zde žádoucí pozitivní vývoj a platí, že čím vyšší je hodnota ukazatele, tím efektivněji podnik svůj majetek využívá. Obrátku aktiv lze získat dle vzorce:

$$ObrátkaCA = \frac{T}{CA}, \quad (2.14)$$

kde je obsažen poměr mezi tržbami (T) a celkovými aktivy podniku (CA).

Doba obratu zásob charakterizuje úroveň běžného provozního řízení podniku a je žádoucí udržovat hladinu tohoto ukazatele na ekonomicky i technicky zdůvodnitelné výši, přičemž je preferován klesající trend. Doba obratu zásob se stanoví dle vztahu:

$$DOzásob = \frac{zásoby \cdot 360}{T} \quad (2.15)$$

Doba obratu závazků, viz (2.16), udává počet dní, na které dodavatelé poskytlí danému podniku obchodní úvěr, a jedná se tedy o ukazatel, který vypovídá o platební morálce podniku. Je zde požadován spíše stabilní vývoj.

$$DOzáv = \frac{závazky \cdot 360}{T} \quad (2.16)$$

Doba obratu pohledávek vyjadřuje, za jak dlouho jsou v průměru spláceny pohledávky, které má podnik vůči svým odběratelům a žádoucí je klesající charakter tohoto ukazatele. Výraz pro výpočet doby obratu pohledávek lze zapsat jako:

$$DOpohl = \frac{pohledávky \cdot 360}{T} \quad (2.17)$$

Význam poměrových ukazatelů ve vztahu k ratingovému hodnocení podniku

V případě ukazatelů rentability lze hovořit o pozitivním vztahu k ratingovému hodnocení. Tento závěr byl vyvozen na základě snahy podniků maximalizovat svůj zisk, přičemž položky zisku jsou obsaženy ve všech ukazatelích rentability. Je možno tedy konstatovat, že se zvyšujícími se hodnotami ukazatelů rentability dochází k posunu společnosti do lepších ratingových stupňů a naopak.

Druhou skupinou jsou ukazatele finanční stability a zadluženosti, kde lze vybrané ukazatele rozdělit do dvou skupin, dle pozitivního či negativního vlivu na ratingové hodnocení. Negativní vliv mají především ukazatel celkové zadluženosti, zadluženosti vlastního kapitálu či majetkový koeficient. Důvodem je, že při zvyšujícím se podílu cizích zdrojů na financování podniku roste riziko, že společnost nebude schopna splácet své závazky, což by mělo nežádoucí vliv na vývoj podniku v budoucnu. Naopak v případě ukazatele úrokového krytí či podílu vlastního kapitálu na aktivech je zřejmý pozitivní vliv na ratingové hodnocení společnosti.

V rámci ukazatelů likvidity lze hovořit o pozitivním vztahu k ratingu podniku, což je zapříčiněno tím, že s rostoucí hodnotou ukazatelů likvidity dochází ke zlepšování schopnosti společnosti hradit své splatné závazky.

Poslední skupinou jsou ukazatele aktivity, kde lze zaznamenat negativní vliv na ratingové hodnocení podniku zejména v případě ukazatelů doby obratu zásob a pohledávek. Platí tedy, že čím bude doba obratu těchto položek kratší, tím více by mělo docházet k zefektivnění činnosti podniku a tedy i ke zlepšení jeho ratingu.

3 Popis metod stanovení ratingu

V kapitole je obsažena metodika vybraných vícerozměrných statistických metod, kterými jsou diskriminační analýza a logistická regrese. Hlavní literaturou, využitou pro účely této části diplomové práce, je Meloun a Militký (2004), Hosmer a Lemeshow (2005) a Hair (2009).

3.1 Diskriminační analýza

Klasická klasifikační diskriminační analýza byla vytvořena roku 1936 Ronaldem A. Fisherem, který ji použil ke klasifikaci druhového jména rostlin kosatců dle čtyř pozorovaných znaků. Nejdříve byla diskriminační analýza užívána jen v biologii a medicíně, ale s vývojem výpočetní techniky došlo k rozšíření jejího využití i do oblasti sociologie, politiky či bankovníctví.

Diskriminační analýza je založena na zkoumání vztahu mezi skupinou nezávislých proměnných, tzv. diskriminátorů, a jednou závislou proměnnou, která je nejčastěji binární. Je-li vysvětlovaná proměnná binární, pak se jedná o dvouskupinovou diskriminační analýzu. Na základě vztahu mezi nezávislými proměnnými a závislou proměnnou lze rozlišit jednotlivé skupiny a zařadit do nich sledované objekty. Hlavním účelem diskriminační analýzy je tedy nalezení predikčního modelu, s jehož využitím je možno umístit nové objekty do příslušných skupin.

Cíle a předpoklady

Prostřednictvím diskriminační analýzy lze určit, zda existují statisticky významné rozdíly mezi průměrným skóre diskriminátorů pro dvě či více předem definovaných skupin. Rovněž je možno rozpoznat, který z diskriminátorů nejvíce přispívá k rozdílu mezi skupinami. Dalším cílem je stanovení postupu klasifikace objektů do skupin dle jejich skóre či vymezení počtu a složení dimenzí diskriminace mezi skupinami.

Aby byla zajištěna správnost aplikace diskriminační analýzy, je zapotřebí dodržet předpoklady, kterými jsou vícerozměrná normalita diskriminátorů, homogenita kovariančních matic, linearita vztahů a absence multikolinearity mezi nezávislými proměnnými.

Formulace úlohy

Po nadefinování cíle diskriminační analýzy je možno provést výběr závislé i nezávislých proměnných, stanovit velikost vzorku a rozdělit tento vzorek na část početní

a ověřovací. Početní vzorek slouží k sestavení diskriminační funkce a ověřovací vzorek pak ke zhodnocení správnosti získané diskriminační funkce.

Nejdříve je tedy nezbytné specifikovat, která z proměnných bude závislá a které proměnné budou brány jako nezávislé. Platí zde, že závislá proměnná je kategorická a nezávislé proměnné jsou metrické. Dle závislé proměnné lze pak jednotlivé objekty začlenit do skupin, přičemž počet skupin může být různý. Je-li počet skupin roven dvěma, jde o dvouskupinovou diskriminační analýzu a v případě vzniku tří a více skupin je možno hovořit o víceskupinové diskriminační analýze. Aby bylo zajištěno, že každý objekt připadá pouze do jedné ze skupin, musí být všechny skupiny úplné a vzájemně se vylučující.

V rámci mnoha studií je doporučováno, aby byl dodržován poměr 20 pozorování na jednu nezávislou proměnnou, což je ale mnohdy v praxi obtížné. Proto je častěji využíván minimální poměr 5 pozorování ve vztahu k jedné nezávislé proměnné, a to bez ohledu na to, zda bude daná proměnná umístěna ve výsledné diskriminační funkci či nikoli. Kromě spojitosti mezi velikostí vzorku a počtem diskriminátorů je rovněž nutno monitorovat četnost pozorování v dílčích skupinách. Zde je žádoucí, aby každá skupina obsahovala větší počet pozorování než je množství nezávislých proměnných. V praxi je ovšem požadováno, aby jednotlivé skupiny zaujímaly alespoň 20 pozorování, a je zapotřebí brát v úvahu také relativní velikost skupin.³

3.1.1 Odhad diskriminační funkce

K odvození diskriminační funkce je možno využít dvě základní metody, kterými jsou metoda přímá a metoda kroková, označována také jako metoda stepwise. V rámci přímé metody je počítáno se všemi nezávislými proměnnými bez ohledu na jejich diskriminační sílu. Z toho plyne, že zde není zohledněn vliv jednotlivých diskriminátorů na diskriminaci mezi skupinami.

Metoda stepwise, na rozdíl od přímé metody, umisťuje do diskriminační funkce jednotlivé diskriminátory dle jejich diskriminační síly. Nejdříve je zde zvolena proměnná s největší diskriminační silou, kterou je následně zapotřebí zkombinovat s dalším diskriminátorem tak, aby spolu s první proměnnou poskytoval nejvyšší diskriminační sílu odhadované diskriminační funkce. Další diskriminátory jsou pak začleňovány do diskriminační funkce s využitím totožného postupu. V závěru jsou tedy do diskriminační

³ viz Hair (2009)

funkce zahrnuty všechny nezávislé proměnné, které přispívají k diskriminaci mezi skupinami. Ostatní diskriminátory, jež mají nízkou diskriminační sílu, nejsou do výpočtu zařazeny.

Diskriminační Z skóre

Po vymezení diskriminační funkce lze stanovit diskriminační Z skóre pro jednotlivá pozorování, k čemuž slouží následující vztah:

$$Z_{jk} = a + W_1 X_{1k} + W_2 X_{2k} + \dots + W_n X_{nk}, \quad (3.1)$$

kde Z_{jk} vyjadřuje diskriminační Z skóre j -té diskriminační funkce pro k -té pozorování, a symbolizuje úroňovou konstantu, W_i zobrazuje diskriminační koeficient pro nezávislou proměnnou i a X_{ik} znázorňuje nezávislou proměnnou i pro k -té pozorování.

S využitím diskriminačního Z skóre je pak možno mezi sebou poměřovat jednotlivá pozorování. U objektů s obdobným Z skóre lze předpokládat podobnost proměnných, jež jsou součástí diskriminační funkce, která může být zformulována prostřednictvím standardizovaných či nestandardizovaných hodnot a vah.

Pro klasifikaci objektů do skupin a následné sestavení klasifikační matice na základě diskriminačního Z skóre je dále zapotřebí stanovit **optimální prahový bod**, neboli tzv. kritickou Z hodnotu. Výpočet prahového bodu se liší dle velikosti skupin, přičemž jsou-li dané dvě skupiny různě velké, pak se prahový bod určí s využitím vztahu:

$$Z_{CS} = \frac{N_A Z_B + N_B Z_A}{N_A + N_B}, \quad (3.2)$$

kde Z_{CS} symbolizuje optimální prahový bod pro odlišně velké skupiny, N_A je počet prvků ve skupině A a N_B počet prvků ve skupině B, Z_A vyjadřuje centroid pro skupinu A a Z_B pak centroid pro skupinu B.

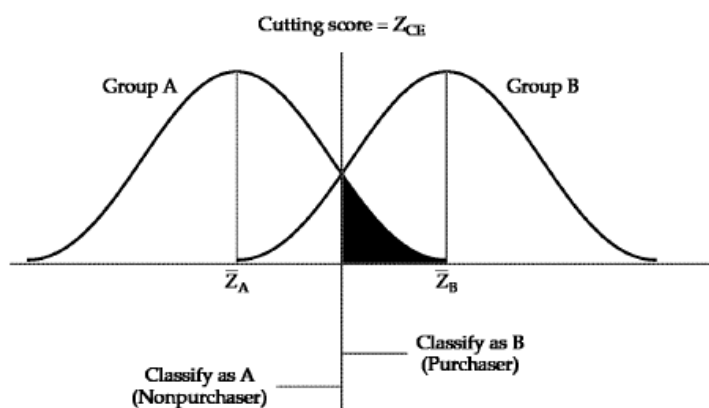
V případě stejně velkých dvou skupin se kritická Z hodnota stanoví jako střední hodnota těžišť skupin, tzv. centroidů, dle výrazu:

$$Z_{CE} = \frac{Z_A + Z_B}{2}, \quad (3.3)$$

kde Z_{CE} zastupuje prahový bod pro stejně velké skupiny, Z_A zobrazuje centroid skupiny A a Z_B centroid skupiny B.

Prahové body, pro stejně i odlišně velké skupiny, lze znázornit také graficky. V rámci Obr. 3.1 je zobrazena kritická Z hodnota pro dvě stejně velké skupiny, která se nachází v polovině vzdálenosti mezi centroidy daných skupin.

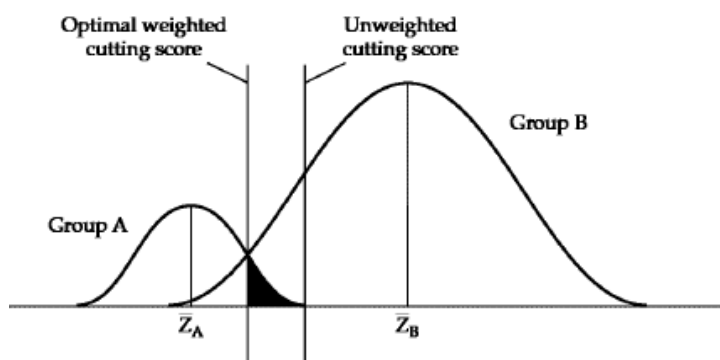
Obr. 3.1: Optimální prahový bod – stejně velké skupiny ⁴



Zdroj: Hair (2009)

Optimální prahový bod pro dvě různě velké skupiny je obsahem Obr. 3.2, z něhož je patrné, že došlo k posunu kritické Z hodnoty směrem k těžišti skupiny A. Tento posun je způsoben menším počtem pozorování ve skupině A oproti skupině B. Pokud by zůstal prahový bod v původní pozici, pak by mohla být většina objektů ze skupiny B klasifikována špatně a všechna pozorování ve skupině A by byla zařazena správně.

Obr. 3.2: Optimální prahový bod – odlišně velké skupiny ⁵



Zdroj: Hair (2009)

Pro účely klasifikace objektů do skupin lze nyní získané diskriminační Z skóre porovnat s příslušným prahovým bodem, k čemuž slouží následující dvě pravidla:

je-li $Z_n < Z_{ct}$, pak je objekt umístěn do skupiny A a

⁴ Cutting score (Z_{CE}) – optimální prahový bod; Z_A – centroid skupiny A; Z_B – centroid skupiny B.

⁵ Optimal weighted cutting score – optimální vážený prahový bod; unweighted cutting score – optimální nevážený prahový bod; Z_A – centroid skupiny A; Z_B – centroid skupiny B.

jestliže je $Z_n > Z_{ct}$, pak je objekt zařazen do skupiny B, přičemž Z_n vyjadřuje diskriminační Z skóre pro n -té pozorování a Z_{ct} je příslušná kritická Z hodnota.

Fischerův přístup

Klasifikaci objektů do skupin je možno provést také s aplikací přístupu dle Fischera, kde je diskriminační funkce sestavena s využitím tzv. Fischerových diskriminačních koeficientů. Obecný tvar Fischerovy diskriminační funkce lze zapsat jako:

$$F_{jk} = a + f_1 X_{1k} + f_2 X_{2k} + \dots + f_n X_{nk}, \quad (3.4)$$

kde F_{jk} symbolizuje hodnotu j -té diskriminační funkce pro k -té pozorování, a znázorňuje úroňovou konstantu, f_i vyjadřuje Fischerův diskriminační koeficient pro nezávislou proměnnou i a X_{ik} zastupuje nezávislou proměnnou i pro k -té pozorování.

V případě této metody odpovídá počet získaných rovnic počtu skupin. Umisťování objektů do skupin je zde prováděno na základě nejvyšší výsledné hodnoty diskriminační funkce pro dílčí pozorování. Máme-li tedy například dvouskupinovou diskriminační analýzu, kde získáme 2 Fischerovy diskriminační funkce a vyšší hodnoty pro dané pozorování dosáhneme u druhé rovnice, pak objekt zařadíme do skupiny dvě (první rovnice odpovídá skupině 1 a druhá funkce skupině 2).

3.1.2 Klasifikační matice

Po provedení výše popsaných kroků nyní můžeme zkonstruovat klasifikační matici, kde jsou uvedeny údaje o správně i chybně zařazených objektech do příslušných skupin, včetně procentuálního vyjádření. Zobecněná verze klasifikační matice je obsahem Tab. 3.1.

Tab. 3.1: Klasifikační matice ⁶

Skutečnost	Predikce		Celkem
	Skupina X	Skupina Y	
Skupina X	A	C	A+C
Skupina Y	B	D	B+D
Procentuální úspěšnost – skupina X	$A/(A+C) = E$	$C/(A+C) = G$	E+G
Procentuální úspěšnost- skupina Y	$B/(B+D) = F$	$D/(B+D) = H$	F+H

⁶ A – počet správně zařazených objektů ze skupiny X; C – množství chybně zařazených objektů ze skupiny X; B – počet chybně umístěných objektů ze skupiny Y; D – počet správně přiřazených objektů ze skupiny Y.

Na diagonále jsou umístěny počty správně klasifikovaných objektů v příslušných skupinách (A, D) a položky mimo diagonálu pak znázorňují objemy chybně začleněných objektů (C, B). Ve čtvrtém sloupci jsou obsaženy součty objektů v každé ze skupin a v posledních dvou řádcích tabulky je zahrnuta procentuální úspěšnost klasifikace objektů v dílčích skupinách.

3.1.3 Ověření predikční schopnosti

V závěru diskriminační analýzy je zapotřebí určit, zda je celková dosažená klasifikační přesnost modelu, tzv. hit ratio, dostatečná či nikoli. Pro zjištění přijatelné úrovně predikční schopnosti získané diskriminační funkce lze využít níže popsaná kritéria.

Kritérium pravděpodobnosti (C_E) je užíváno v případě stejně velkých skupin a jeho výpočet je následující:

$$C_E = \frac{1}{N}, \quad (3.5)$$

přičemž N zde symbolizuje počet skupin. Jsou-li skupiny odlišně velké, pak je používáno kritérium maximální pravděpodobnosti a kritérium poměrné pravděpodobnosti.

Kritérium maximální pravděpodobnosti (C_M) je definováno jako procentuální část z celkového výběru, jež je tvořena největší ze skupin, neboli:

$$C_M = \frac{(M \cdot 100)}{N}, \quad (3.6)$$

kde M vyjadřuje počet objektů v největší skupině a N znázorňuje celkový počet objektů ze všech skupin. **Kritérium poměrné pravděpodobnosti** (C_P) pak lze stanovit na základě vztahu:

$$C_P = p^2 + (1 - p)^2, \quad (3.7)$$

kde p^2 zobrazuje podíl prvků v první skupině a $(1 - p)^2$ je podíl prvků ve skupině druhé. Po zjištění výsledné hodnoty kritéria maximální a poměrné pravděpodobnosti je doporučeno, z důvodu zpřesnění klasifikace, navýšit získané hodnoty o $\frac{1}{4}$, neboli o 25 %, viz Hair (2009). Tyto hodnoty pak lze porovnat s dosaženou klasifikační přesností, přičemž je žádoucí, aby byly výsledné hodnoty kritérií nižší než hodnota hit ratia.

Pro otestování diskriminační síly klasifikační matice je možno také využít **Pressovu Q statistiku** (PQ), která je definována jako:

$$PQ = \frac{[N - (nK)]^2}{N(K-1)}. \quad (3.8)$$

N zde symbolizuje velikost celkového vzorku, n vyjadřuje počet správně klasifikovaných pozorování a K je počet skupin. Výslednou hodnotu pak porovnáme s kritickou hodnotou chí - kvadrátu pro 1 stupeň volnosti na příslušné hladině významnosti α . Je zde požadováno, aby byla výsledná hodnota tohoto kritéria vyšší než kritická hodnota chí - kvadrátu.

3.2 Logistická regrese

Logistická regrese vznikla v 60. letech minulého století jako alternativa k metodě nejmenších čtverců pro situace, kdy je závislá proměnná binární (dichotomická) a z počátku byla využívána především v oblasti medicíny a epidemiologie. Logistická regrese je úzce spjata s diskriminační analýzou, přičemž ji lze využít i v případě, že nejsou splněny předpoklady vícerozměrného normálního modelu. Hlavním účelem logistické regrese je tedy odhad pravděpodobnosti určitého jevu, který buď nastal či nikoli.

Cíle a předpoklady

V případě logistické regrese jsou sledovány dva hlavní cíle, kterými jsou nalezení nezávislých proměnných, jež přispívají k vysvětlení závislé proměnné, a odhad logistického modelu určeného ke klasifikaci pozorování do skupin.

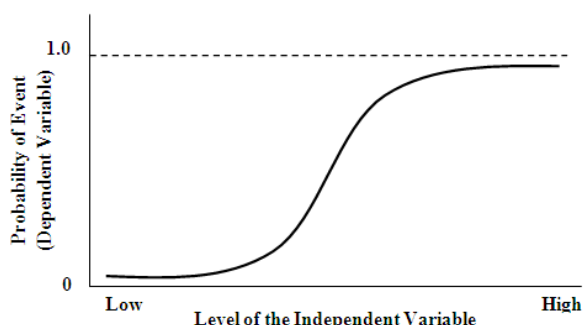
Předpoklady logistické regrese jsou spojeny s celou řadou specifík. Na rozdíl od diskriminační analýzy zde není například zapotřebí zvláštní distribuční forma nezávislých proměnných. Rovněž také není při zpracování logistické regrese vyžadován lineární vztah mezi závislou a nezávislými proměnnými.

Formulace úlohy

V závislosti na typu vysvětlující proměnné rozlišujeme binární, ordinální či nominální logistickou regresi. V praktické části práce je aplikována binární logistická regrese, a proto bude dále popsána jen tato verze.

Jedná-li se tedy o binární logistickou regresi, pak je závislá proměnná dichotomická a nabývá hodnot 0 či 1. Z toho důvodu se predikovaná pravděpodobnost nachází v rozmezí intervalu $(0;1)$. Vztah mezi závislou a nezávislými proměnnými lze znázornit pomocí tzv. logistické křivky, viz Obr. 3.3.

Obr. 3.3: Logistická křivka⁷



Zdroj: Hair (2009)

Z obrázku je zřejmé, že se při nízkých hodnotách nezávislých proměnných pravděpodobnost blíží k nule, ale nikdy jí nedosáhne. V případě rostoucí úrovně nezávislých proměnných se naopak pravděpodobnost přibližuje k 1, ale rovněž ji nepřesáhne.

Závěry získané s využitím logistické regrese jsou, stejně jako u diskriminační analýzy, závislé na velikosti celkového vzorku. Například Hosmer a Lemeshow (2005) doporučují, aby velikost vzorku byla větší jak 400 pozorování. Kromě velikosti celkového vzorku je také zapotřebí sledovat množství pozorování ve vztahu k nezávislým proměnným. Zde je žádoucí, aby byl dodržen poměr 10 pozorování na jednu nezávislou proměnnou, viz Hair (2009). Lze tedy konstatovat, že požadované počty pozorování jsou u logistické regrese mnohem větší, než tomu bylo v případě diskriminační analýzy.⁸

3.2.1 Odhad logistického modelu

Je-li závislá proměnná rovna 1, pak jev nastane a pravděpodobnost odpovídá π . Pokud jev nenastane, tak je vysvětlovaná proměnná rovna 0 a pravděpodobnost činí $(1-\pi)$. Aby nebyla zjištěná pravděpodobnost omezena intervalem $(0;1)$, je užívána tzv. hodnota šance, jež vyjadřuje pravděpodobnost v metrické podobě, přičemž ji lze obecně zapsat jako:

$$\frac{\pi}{1-\pi}. \quad (3.9)$$

Výsledná šance může nabývat hodnot z intervalu $(0;\infty)$. Zlogaritmuje-li vztah pro výpočet šance:

$$\ln \frac{\pi}{1-\pi}, \quad (3.10)$$

⁷ Level of Independent Variable – úroveň nezávislé proměnné; Probability of Event (Dependent Variable) – pravděpodobnost jevu (závislá proměnná).

⁸ Požadované počty pozorování nejsou v praktické části této diplomové práce dodrženy z důvodu omezeného množství ratingově ohodnocených firem z oblasti spotřebního průmyslu a maloobchodu.

dostaneme hodnotu z intervalu $(-\infty; \infty)$. Samotný logistický model $\pi(x)$ je pak možno stanovit s využitím vztahu:

$$\pi(x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_p x_p}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_p x_p}}, \quad (3.11)$$

kde β_0 vyjadřuje konstantu, β_p symbolizuje koeficienty pro nezávislou proměnnou p a x_p zobrazuje jednotlivé vysvětlující proměnné. Dále je zapotřebí provést logitovou transformaci, pomocí které lze $\pi(x)$ převést do následujícího tvaru:

$$g(x) = \ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = \beta_0 + \beta_p x_p. \quad (3.12)$$

Výsledkem transformace je tedy tzv. logit označen $g(x)$, který je definován jako vážený součet hodnot nezávislých proměnných a může nabývat hodnot z intervalu $(-\infty; \infty)$.⁹

Jednotlivé **parametry regresní funkce** jsou odhadnuty s využitím metody maximální věrohodnosti, jejíž podstatou je maximalizace věrohodnostní funkce, kterou lze zapsat jako:

$$\ln L = \sum_{i=1}^n [u_i \ln(\pi(x_i)) + (1 - u_i) \ln(1 - \pi(x_i))], \quad (3.13)$$

kde u_i zastupuje náhodnou binární proměnnou a je k ní přiřazena příslušná binární proměnná x_i . Předpokládá se přitom, že je mezi jednotlivými u_i vzájemná nezávislost a že všechna u_i mají binomické rozdělení $B(1; \pi(x))$.

Pravděpodobnostní funkce binomického rozdělení $B(1; \pi(x))$ pro u_i je pak rovna:

$$P(u_i) = \binom{1}{u_i} \pi(x_i)^{u_i} (1 - \pi(x_i))^{1-u_i}. \quad (3.14)$$

Věrohodnostní funkce jako sdružená pravděpodobnost tedy odpovídá součinu dílčích pravděpodobnostních funkcí. Logaritmus věrohodnostní funkce $\ln L = \ln L_1 + \ln L_0$ a maximálně věrohodné odhady lze stanovit dle vztahů:

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta_0} = 0 \text{ a } \frac{\partial \ln L}{\partial \beta_p} = 0, \quad (3.15)$$

přičemž L_1 znázorňuje věrohodnostní funkci pro situaci kdy $x=1$ a L_0 vyjadřuje věrohodnostní funkci pro $x=0$.

⁹ Pro zařazení nezávislých proměnných do modelu je možno využít, stejně jako u diskriminační analýzy, metodu stepwise.

Konečný logistický model pak má následující tvar:

$$\ln\left(\frac{L_1}{L_0}\right) = b_0 + b_1x_1 + \dots + b_px_p, \quad (3.16)$$

kde b_0 symbolizuje konstantu a b_i jsou regresní koeficienty. Logaritmus pravděpodobnostního poměru $\ln(L_1/L_0)$ je označován jako logit. Kladné znaménko koeficientu b_i zvyšuje pravděpodobnost L_1 a záporné znaménko ji naopak snižuje. Obecně platí, že jsou-li regresní koeficienty kladné, pak je funkce \exp větší než 1 a pravděpodobnostní poměr (L_1/L_0) se bude zvyšovat a naopak. Bude-li ale koeficient roven nule, pak funkce \exp povede k hodnotě 1 a k žádné změně tedy nedojde.

3.2.2 Posouzení správnosti modelu

Dále je, po nadefinování modelu, nezbytné zhodnotit správnost dosaženého modelu, k čemuž je možno využít míru těsnosti proložení logistickým modelem, Likelihood ratio test či hodnoty koeficientů R^2 .

Míru těsnosti proložení logistickým modelem, neboli tzv. D statistiku, lze určit dle výrazu:

$$D = -2\ln L, \quad (3.17)$$

který bývá označován také jako -2LL. Je zde žádoucí, aby byla hodnota -2LL co nejnižší, přičemž je-li tato charakteristika rovna nule, pak jde o nejlepší možnou těsnost proložení modelem.

V případě **Likelihood ratio testu** jsou mezi sebou komparovány dva modely, a to model konečný a nulový. Nejdříve se provede odhad nulového, neboli výchozího modelu, který neobsahuje žádné nezávislé proměnné. Nulový model lze následně porovnat s modelem výsledným, kde je požadováno, aby došlo k co největšímu snížení hodnoty -2LL pro výsledný model, oproti modelu nulovému. Rovněž je sledováno, zda jsou změny charakteristiky -2LL statisticky významné. Jsou-li tyto změny významné, pak je konečný model správný.

Správnost modelu je také možno otestovat pomocí hodnot **koeficientů R^2** , kde lze v zásadě hovořit o dvou typech koeficientů, a to Cox & Snell R^2 a Nagelkerke R^2 . Obě charakteristiky vypovídají o tom, jaká část změn závislé proměnné je vysvětlena modelem. Dle Cox & Snell R^2 je komparována hodnota -2LL pro základní a srovnávací model. V případě tohoto koeficientu ale není dodržena, ani u dokonalého modelu, škála od 0 po 1, čímž je porušena základní definice pro koeficient determinace.

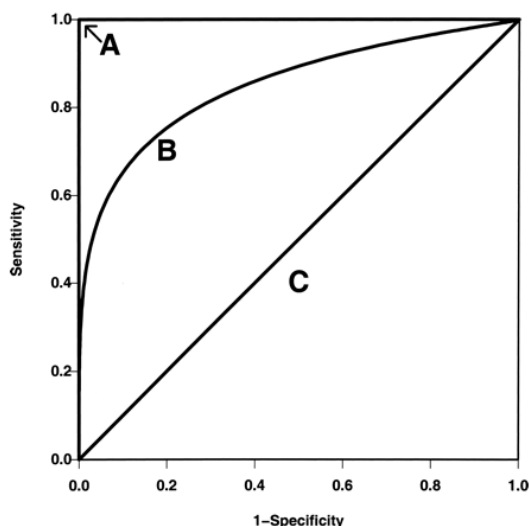
Proto bylo navrženo Nagelkerke R^2 , kde je tento nedostatek odstraněn a požadovaná škála je zde splněna. Platí, že čím větší je hodnota R^2 , resp. čím blíže je k 1, tím je daný model lepší.

3.2.3 Ověření predikční schopnosti

Stejně jako v případě diskriminační analýzy, i zde je nezbytné zjistit, zda je celková dosažená klasifikační přesnost modelu dostačující, k čemuž lze využít klasifikační matici. Dosažené výsledky pak opět porovnáme dle kritéria maximální pravděpodobnosti, kritéria poměrné pravděpodobnosti a Pressovy Q statistiky, viz subkapitola 3.1.3.

Predikční schopnost modelu lze také otestovat prostřednictvím ROC křivky, která je nazývána jako tzv. vizuální index přesnosti testu. Jak lze vidět v Obr. 3.4, na ose x je zobrazeno procento chybně zařazených pozorování označováno jako „1 – specifita“, zatímco na ose y je znázorněno procento správně umístěných subjektů, neboli „sensitivita“.

Obr. 3.4: ROC křivka



Zdroj: www.heart.org

V obrázku jsou zachyceny 3 možné tvary ROC křivky. V případě křivky A, která splývá s levým horním rohem oblasti grafu lze říci, že je dosaženo přesné shody skutečných a predikovaných hodnot. Křivka B je blíže k diagonále, což vypovídá o nižší predikční schopnosti, než tomu bylo u křivky A. Křivka C pak odpovídá diagonále grafu, a v této situaci nemá logistický model žádnou predikční schopnost, a tudíž ani není vhodný k predikci. Obecně tedy platí, že čím blíže je ROC křivka k hornímu levému rohu oblasti grafu, tím má model větší vypovídací schopnost.

4 Odhad modelů ratingu

Cílem této kapitoly je aplikace vícerozměrných statistických metod, konkrétně dvouskupinové diskriminační analýzy, třískupinové diskriminační analýzy a logistické regrese na vybrané evropské firmy za účelem provedení odhadu ratingových modelů. Pro zpracování je použit statistický program IBM SPSS Statistics 21 (dále jen SPSS).

4.1 Vstupní data

Vstupní data jsou složena z jedné závislé proměnné a několika nezávislých proměnných. Závislá proměnná je tvořena ratingovým hodnocením daných společností agenturou Standard & Poor's.¹⁰ Nezávislými proměnnými jsou hodnoty vybraných poměrových ukazatelů, které jsme získali po dosazení příslušných dat o sledovaných evropských společnostech do (2.1) až (2.17). Data jsou čerpána z účetních výkazů (rozhoda, výkaz zisku a ztrát a výkaz cash flow) jednotlivých firem za rok 2012.

Celkový výběr zahrnuje 70 firem, z toho 45 subjektů ze spotřebního průmyslu a 25 společností z maloobchodu. Spotřební průmysl představuje distribuci zboží krátkodobé i dlouhodobé spotřeby, jako je například oděv, obuv, sklo, nábytek či spotřební elektronika. Maloobchod je zaměřen na pořízení zboží za účelem jeho prodeje konečnému spotřebiteli. Pro srovnání těchto dvou průmyslů jsou v Tab. 4.1 uvedeny hodnoty minim, maxim, středních hodnot (Mean) a směrodatných odchylek (Std. Deviation) pro dané finanční ukazatele.

Tab. 4.1: Deskriptivní statistiky – spotřební průmysl a maloobchod (část 1) ¹¹

	Spotřební průmysl				Maloobchod			
	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
ROA	-,123138	,922005	,10139958	,138993	-,009109	,324560	,07428781	,070043
ROE	-1,415977	20,356979	,57643393	3,037649	-,200247	5,331247	,36365279	1,118674
ROS	-,104018	,755563	,09162171	,1341497	-,047516	,137979	,02348644	,0418065
RN	-,099920	,735389	,10301242	,141077	-,057736	,158722	,02575692	,0461352
CZ	,424228	1,229794	,72139600	,176146	,406312	1,229794	,72816755	,188238
Z_VK	-8,000000	28,221968	3,56101376	5,226803	-5,35173	56,13681	5,46983943	11,319282
MK	-7,000000	29,221968	4,56101376	5,226803	-4,35173	57,13681	6,46983943	11,3192822
VK_A	-,229794	,575772	,27860400	,176146	-,229794	,593688	,27183245	,188237819
ÚK	-28,61724	71,617647	7,54152200	12,982595	-2,68844	36,68182	5,57588763	8,484902

¹⁰ Ratingové hodnocení S&P bylo zjištěno k 31. 11. 2013 z: www.standardandpoors.com.

¹¹ ROA – rentabilita aktiv; ROE – rentabilita vlastního kapitálu; ROS – rentabilita tržeb; RN – rentabilita nákladů; CZ – celková zadluženost; Z_VK – zadluženost vlastního kapitálu; MK – majetkový koeficient; VK_A – podíl vlastního kapitálu na aktivech; ÚK – úrokové krytí; ÚŽ – úrokové zatížení; CL – celková likvidita; PL – pohotovostní likvidita; OL – okamžitá likvidita; OA – obrátka aktiv; DZV – doba obratu závazků; DZS – doba obratu zásob; DP – doba obratu pohledávek.

Tab. 4.1: Deskriptivní statistiky – spotřební průmysl a maloobchod (část 2)

	Spotřební průmysl				Maloobchod			
	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
ÚZ	-2,202546	2,814785	,26246827	,584107	-1,30102	1,734325	,31910745	,516362
CL	,471250	2,798039	1,29472289	,486404	,504829	2,582272	1,04312456	,540945
PL	-2,005882	1,591938	,78082931	,5197419	,210316	2,138539	,64781597	,410498
OL	,011601	,829384	,28928518	,1974010	,063798	1,109148	,28159803	,246724
OA	,289515	1,770858	,82384209	,3595006	,142445	2,641046	1,41125982	,651741
DZV	31,18736	916,49267	368,604823	216,62201	94,60950	2240,572	348,298022	516,035224
DZS	,000000	278,07816	56,2358056	50,575787	,000000 ¹²	61,29074	30,9303498	16,513245
DP	,061152	203,2315	63,1978063	35,267500	,000000 ⁵	139,5422	27,6876850	28,7535556

Dle výše umístěné tabulky lze říci, že největších rozdílů mezi spotřebním průmyslem a maloobchodem, u sledovaných charakteristik, je dosaženo v případě ukazatelů doby obratu závazků, zásob a pohledávek. Z toho důvodu jsou v rámci analýzy vývoje ukazatelů dále popsány všechny vybrané charakteristiky pro tyto tři ukazatele.

Střední hodnota ukazatele doby obratu závazků se mezi průmysly liší v průměru o 20 dní. Rozpětí minima a maxima zde činí u spotřebního průmyslu 885 dní, zatímco u maloobchodu 2116 dní. Odlišnost směrodatné odchylky mezi průmysly je pak na úrovni 299. Rozdílnost středních hodnot mezi odvětvími u ukazatele doby obratu zásob odpovídá 25 dnům. Rozmezí minima a maxima je pro spotřební průmysl ve výši 278 dní a pro maloobchod 61 dní. Směrodatná odchylka se u tohoto ukazatele, mezi průmysly, liší o 34. Třetím z analyzovaných ukazatelů je doba obratu pohledávek, jejíž střední hodnota se mezi odvětvími odchyluje o 36 dní. Rozsah minima a maxima je v případě spotřebního průmyslu ve výši 203 a u maloobchodu 140 dní. Směrodatná odchylka se zde liší, mezi průmysly, o 7. Vývoj charakteristik pro zbývající ukazatele je obsahem Tab. 4.1.

Celkový soubor 70 firem je rozdělen na početní a ověřovací vzorek, a to bez ohledu na příslušnost subjektů ve zmiňovaných průmyslech. Početní vzorek zahrnuje 50 společností a slouží k odhadu ratingových modelů. Ověřovací vzorek, kam spadá zbylých 20 firem, je pak využit pro ověření získaných modelů. Rozčlenění výběrového souboru na vzorek početní a ověřovací je uvedeno v Příloze 1.

¹² Nulová minimální hodnota ukazatele je způsobena tím, že některé z vybraných firem nedisponovali se zásobami/pohledávkami.

4.2 Dvoustupinová diskriminační analýza

V rámci této subkapitoly je proveden odhad modelů ratingu s užitím dvoustupinové diskriminační analýzy, k čemuž slouží v programu SPSS funkce Discriminant. Jak je z názvu patrné, společnosti v početním i ověřovacím vzorku je nejdříve zapotřebí rozdělit do dvou skupin (na skupinu 0 a 1).

Skupina 0 obsahuje firmy, jejichž rating je zařazen do investičního pásma. Do této skupiny náleží společnosti s ratingovými známkami AAA, AA+, AA, AA-, A+, A, A-, BBB+, BBB a BBB-. Do skupiny 1 naopak patří firmy s ratingovým hodnocením ze spekulativního pásma a jde tedy o subjekty s ratingovými známkami BB+, BB, BB-, B+, B, B-, CCC+, CCC, CCC-, CC, C, CI a D.

Dle tohoto rozdělení je zahrnuto v rámci početního vzorku tvořeného 50 firmami 24 společností ve skupině 0 a 26 ve skupině 1. V ověřovacím vzorku je pak umístěno z celkových 20 firem 11 subjektů ve skupině 0 a zbylých 9 ve skupině 1.

Před zpracováním samotné diskriminační analýzy je zapotřebí otestovat všech 17 vybraných poměrových ukazatelů na přítomnost multikolinearity. Jednotlivé poměrové ukazatele jsou charakterizovány v podkapitole 2.2.2. Multikolinearita vyjadřuje vzájemnou závislost mezi vysvětlujícími proměnnými a je významná, pokud je její hodnota vyšší než 0,8. Je-li tedy hodnota multikolinearity v absolutní hodnotě vyšší než 0,8, pak je nezbytné jeden z dvojice ukazatelů, mezi nimiž je multikolinearita zjištěna, vyřadit. Pokud by tyto ukazatele vyloučeny nebyly, mohlo by dojít ke zkreslení dosažených výsledků.

Multikolinearita byla zjištěna mezi rentabilitou aktiv a rentabilitou vlastního kapitálu, rentabilitou aktiv a rentabilitou tržeb, rentabilitou aktiv a rentabilitou nákladů, rentabilitou tržeb a rentabilitou nákladů, celkovou zadlužeností a podílem vlastního kapitálu na aktivech a rovněž mezi zadlužeností vlastního kapitálu a majetkovým koeficientem. Aby byla multikolinearita odstraněna, došlo k eliminaci ukazatelů z původních 17 na 13. Vyřazen byl ukazatel rentability aktiv, rentability nákladů, ukazatel podílu vlastního kapitálu na aktivech a zadluženosti vlastního kapitálu.

Posledním krokem, který předchází diskriminační analýze je stanovení deskriptivních statistik pro zbývajících 13 ukazatelů. V níže umístěné Tab. 4.2 jsou obsaženy údaje o minimech, maximech, střední hodnotě (Mean) a směrodatné odchylce (Std.Deviation) pro dané ukazatele v rámci skupin 0 a 1.

Tab. 4.2 Deskriptivní statistiky – skupina 0 a skupina 1

	Skupina 0				Skupina 1			
	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
ROE	-1,415980	2,132016	,1734929	,458950	-,200247	20,356979	,827388	3,523532
ROS	-,104018	,271363	,0839295	,076086	-,049660	,755563	,050646	,142682
CZ	,406312	1,142857	,6677326	,143985	,424847	1,229794	,779896	,194884
MK	-7,000000	8,325999	3,066186	2,328438	-4,35173	57,136811	7,419289	10,599238
ÚK	-28,61720	71,617650	10,55403	14,948773	-2,68844	24,369048	3,124993	4,346638
ÚZ	-,034944	,587179	,1607304	,132229	-2,20255	2,814785	,404663	,763638
CL	,471250	2,010130	1,137174	,384239	,504829	2,798039	1,272559	,620949
PL	,357947	1,591938	,747807	,306197	-2,005882	2,138539	,718842	,618630448
OL	,069022	,774467	,258832	,164172	,011601	1,109148	,314247	,254739551
O_A	,289515	2,641046	1,080955	,554769	,142445	2,495778	,986313	,563750364
DZV	94,60950	762,33232	271,28374	150,619071	31,187362	2240,5720	451,421045	457,716679
DZS	5,558119	188,21668	45,512145	36,2477437	,000000	278,07816	48,884141	49,856440
DP	7,044756	143,86853	50,605134	27,248369	,000000	203,23149	50,426106	45,241301

Dle rozdílů mezi středními hodnotami ve skupinách 0 a 1 je možno odhadnout, které z ukazatelů mají největší vypovídací schopnost a budou tedy zařazeny do diskriminačních funkcí. Jedná se o majetkový koeficient, ukazatel úrokového krytí či ukazatel doby obratu závazků. Rovněž lze pozorovat, že největší rozpětí mezi minimem a maximem v rámci skupin 0 a 1 je u ukazatele rentability vlastního kapitálu, majetkového koeficientu, úrokového krytí a u ukazatelů doby obratu závazků, zásob a pohledávek. U posledních tří ukazatelů jsou dané hodnoty vyjádřeny ve dnech, a proto jsou rozdíly mezi skupinami tak výrazné.

4.2.1 Stepwise metoda

Cílem diskriminační analýzy je rozpoznat, které z nezávislých proměnných nejvíce přispívají k diskriminaci mezi skupinou 0 a skupinou 1, přičemž nezávislými proměnnými jsou, jak již bylo zmíněno, hodnoty vybraných poměrových ukazatelů. Pro odvození diskriminační funkce je využita stepwise metoda, někdy nazývána jako metoda kroková. S užitím stepwise metody tedy budou vybrány ze sledovaných 13 ukazatelů pouze ty, jež nejvíce přispívají k diskriminaci mezi skupinami. Kritériem pro zařazení ukazatelů do analýzy je minimalizace Wilksovy lambdy.

V níže umístěné Tab. 4.3 lze vidět základní charakteristiky pro všech 13 diskriminátorů (nezávislých proměnných). Je zde obsažena hodnota tolerance, která je mírou stupně lineární asociace mezi diskriminátory. V případě, že jsou hodnoty tolerance nízké, lze konstatovat,

že je daný diskriminátor lineární kombinací ostatních diskriminátorů. Z tabulky je zřejmé, že jsou hodnoty tolerance i minimální tolerance rovny jedné. Tato skutečnost je způsobena tím, že v kroku 0 ještě nedošlo k výběru žádného z diskriminátorů. Dále je zde uvedena F hodnota, zachycující relativní diskriminační sílu každého z diskriminátorů. Platí, že čím vyšší je F hodnota, tím větší je diskriminační síla jednotlivých proměnných. Poslední charakteristikou je Wilksova lambda, která vypovídá o rozdílu v pozici centroidů daných skupin. Čím více se blíží hodnota Wilkovy lambdy k nule, tím lepší je diskriminace mezi skupinami.

Tab. 4.3: Metoda stepwise – krok 0

Step	Tolerance	Min. Tolerance	F to Enter	Wilks' Lambda
ROE	1,000	1,000	,098	,998
ROS	1,000	1,000	6,555	,880
CZ	1,000	1,000	7,465	,865
MK	1,000	1,000	2,323	,954
ÚK	1,000	1,000	17,989	,727
ÚZ	1,000	1,000	1,547	,969
0 CL	1,000	1,000	2,074	,959
PL	1,000	1,000	1,406	,972
OL	1,000	1,000	1,705	,966
O_A	1,000	1,000	,001	1,000
DZV	1,000	1,000	2,432	,952
DZS	1,000	1,000	,005	1,000
DP	1,000	1,000	,229	,995

Po provedení prvního kroku diskriminační analýzy došlo k výběru ukazatele úrokového krytí (ÚK), a to z důvodu nejnížší hodnoty Wilkovy lambdy na úrovni 0,727 a současně největší diskriminační síly (F hodnoty) odpovídající 17,989. Následně bylo zapotřebí přepočítat všechny charakteristiky pro zbývající proměnné.

V dalších krocích byly vybírány diskriminátory na stejném principu jako v případě kroku 1, a byl tedy opět zvolen ukazatel s nejnížší Wilkovou lambdou a nejvyšší F hodnotou, a poté se znovu spočítaly charakteristiky pro ostatní diskriminátory. V rámci kroku 2 byl určen ukazatel celkové zadluženosti (CZ), jehož Wilksova lambda činí 0,691 a F hodnota 2,499. Ve třetím kroku byl do modelu zařazen ukazatel celkové likvidity (CL) s Wilkovou lambdou 0,638 a F hodnotou 3,762. Dále došlo ke stanovení ukazatele rentability tržeb (ROS), jejíž Wilksova lambda odpovídá 0,617 a F hodnota 1,542.

V posledním, pátém kroku, viz níže umístěná Tab. 4.4, byl pak do modelu umístěn ukazatel majetkového koeficientu (MK), jehož Wilksova lambda je na úrovni 0,594 a F hodnota zde činí 1,723. Kompletní tabulka obsahující všechny výše popsané kroky 0 až 5 je uvedena v Příloze 2.

Tab. 4.4: Metoda stepwise – krok 5

Step	Tolerance	Min. Tolerance	F to Enter	Wilks' Lambda
ROE	,166	,166	,009	,594
ÚZ	,916	,765	,009	,594
PL	,296	,279	,243	,591
OL	,679	,626	,002	,594
5 O_A	,743	,725	,582	,586
DZV	,728	,728	1,166	,578
DZS	,862	,803	,015	,594
DP	,909	,820	,019	,594

Nyní byly vybrány všechny diskriminátory s největším podílem na diskriminaci mezi skupinou 0 a skupinou 1. Další z proměnných nebyly zvoleny, a tedy ani začleněny do modelu především kvůli jejich malé diskriminační síle či nízké statistické významnosti. Ukazateli, které vstoupily do modelu, jsou tedy ukazatel úrokového krytí, celkové zadluženosti, ukazatel celkové likvidity, rentability tržeb a majetkový koeficient. V Tab. 4.5 jsou pak obsaženy souhrnné údaje o těchto diskriminátorech.

Tab. 4.5: Wilksova lambda

Step	Entered	Lambda	df1	df2	df3	Exact F			
						Statistic	df1	df2	Sig.
1	ÚK	,727	1	1	48,000	17,989	1	48,000	,000
2	CZ	,691	2	1	48,000	10,525	2	47,000	,000
3	CL	,638	3	1	48,000	8,683	3	46,000	,000
4	ROS	,617	4	1	48,000	6,975	4	45,000	,000
5	MK	,594	5	1	48,000	6,014	5	44,000	,000

Na základě tabulky je možno konstatovat, že přidáním nových diskriminátorů k ukazateli úrokového krytí bylo dosaženo snížení hodnoty Wilkovy lambdy z původních 0,727 na hodnotu 0,594. Rovněž je patrné, že jsou tyto diskriminátory statisticky významné na hladině významnosti 5 %, což symbolizuje jejich nulová hodnota ve sloupci Sig.

4.2.2 Diskriminační funkce

Po výběru diskriminátorů lze sestavit diskriminační funkce, kde se pro klasifikaci objektů používají v zásadě dvě metody, kterými jsou diskriminační Z skóre a Fischerovy diskriminační koeficienty.

V případě diskriminačního Z skóre jsou k sestavení diskriminační funkce využity zvolené diskriminátory spolu s jejich nestandardizovanými koeficienty. Hodnoty nestandardizovaných koeficientů pro jednotlivé proměnné i konstantu jsou uvedeny v Tab. 4.6.

Tab. 4.6: Nestandardizované koeficienty

	Function
	1
ROS	-4,196
CZ	1,986
MK	,040
ÚK	-,114
CL	1,099
(Constant)	-2,027

Výsledná diskriminační funkce, viz (3.1), složená z diskriminátorů, konstanty a nestandardizovaných koeficientů má tedy tvar:

$$Z_1 = -2,027 - 4,196 \cdot ROS + 1,986 \cdot CZ + 0,040 \cdot MK - 0,114 \cdot ÚK + 1,099 \cdot CL .$$

Diskriminační funkci je dále zapotřebí otestovat, k čemuž lze užít informace o kanonické korelaci či statistické významnosti. V Tab. 4.7 jsou zahrnuty údaje o kanonické korelaci, jež odpovídá 0,637. Uděláme-li druhou mocninu této hodnoty, dostaneme koeficient na úrovni 0,4058, který vypovídá o tom, že 40,58 % změn závislé proměnné je vysvětleno získaným modelem.

Tab. 4.7: Kanonická korelace

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	,683	100,0	100,0	,637

Dle Tab. 4.8 je možno konstatovat, že je výsledná diskriminační funkce signifikantní na 5 % hladině významnosti, o čemž svědčí nulová hodnota Sig.

Tab. 4.8: Wilksova lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,594	23,697	5	,000

S využitím dané diskriminační funkce jsme získali dosazením konkrétních hodnot ukazatelů výši příslušného Z skóre. Na základě porovnání Z skóre a tzv. prahového bodu došlo k zařazení subjektů do příslušných skupin. Výpočet prahového bodu (Z_{CS}), v rámci něhož jsou užity údaje z Tab. 4.9, tedy odpovídá:

$$Z_{CS} = \frac{24 \cdot 0,778 + 26 \cdot (-0,843)}{24 + 26} = -0,06492,$$

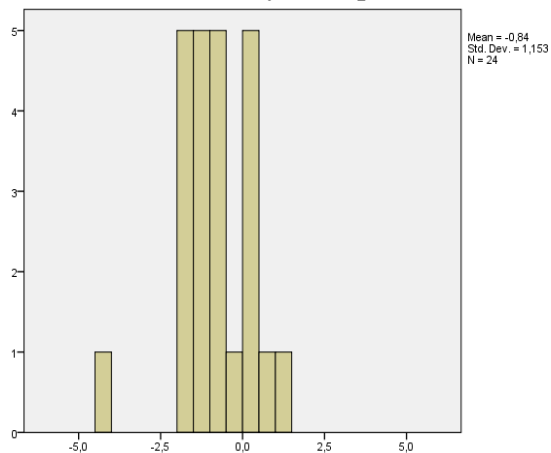
přičemž je-li Z skóre větší než hodnota prahového bodu, je daný subjekt zařazen do skupiny 1. V případě, že ale naopak prahový bod převyší hodnotu Z skóre, pak firma spadá do skupiny 0.

Tab. 4.9: Centroidy

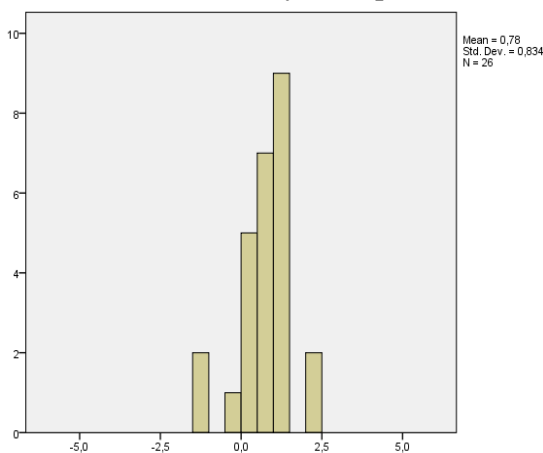
Skupiny	Function
	1
0	-,843
1	,778

Centroidy pro skupinu 0 a skupinu 1 je také možno znázornit graficky, viz Graf 4.1 a 4.2.

Graf 4.1: Centroidy - skupina 0



Graf 4.2: Centroidy - skupina 1



Jak již bylo zmíněno, druhou z metod použitých pro klasifikaci objektů je technika založená na Fischerových diskriminačních koeficientech. Tento přístup se od metody diskriminačního Z skóre liší počtem diskriminačních funkcí.

Při využití Fischerových koeficientů, viz Tab. 4.10, odpovídá počet rovnic počtu skupin a v našem případě jsme tak dostali dvě diskriminační funkce.

Tab. 4.10: Fischerovy koeficienty

	Skupiny	
	0	1
ROS	16,571	9,767
CZ	31,769	34,989
MK	-,035	,030
ÚK	,414	,230
CL	7,652	9,434
(Constant)	-17,832	-21,066

Konečné diskriminační funkce skládající se z diskriminátorů, konstanty a Fischerových koeficientů mají dle (3.4) následující tvar:

$$F_0 = -17,832 + 16,571 \cdot ROS + 31,769 \cdot CZ - 0,035 \cdot MK + 0,414 \cdot ÚK + 7,652 \cdot CL,$$

$$F_1 = -21,066 + 9,767 \cdot ROS + 34,989 \cdot CZ + 0,030 \cdot MK + 0,230 \cdot ÚK + 9,434 \cdot CL.$$

Po dosazení ukazatelů do obou rovnic jsme získali dvě konkrétní hodnoty F_0 a F_1 . Subjekty pak byly začleněny do skupiny s vyšší výslednou hodnotou F .

4.2.3 Klasifikační matice

Po zařazení firem do skupiny 0 a 1 je nutno ověřit klasifikační přesnost dosažených funkcí. Výsledky správně a mylně zařazených firem jsme pro lepší orientaci shrnuli do klasifikační matice, viz Tab. 4.11.

Tab. 4.11: Klasifikační matice - početní vzorek

Skupiny			Predicted Group Membership		Total
			0	1	
Original	Count	0	17	7	24
		1	3	23	26
	%	0	70,8	29,2	100,0
		1	11,5	88,5	100,0

a. 80,0% of original grouped cases correctly classified.

Je zřejmé, že bylo v investičním pásmu, neboli ve skupině 0, správně přiřazeno 17 firem z 24, což představuje 71 % úspěšnost správného zařazení firem. U spekulativního pásma, tedy skupiny 1, klasifikační úspěšnost činí 89 %. Celkově jsme na základě daných diskriminačních funkcí s využitím Fischerových koeficientů správně klasifikovali 40 subjektů z 50, což odpovídá 80 % úspěšnosti zařazení společností do skupin.

Zda je klasifikační přesnost odpovídající 80 % dostatečná, zjistíme porovnáním dle tří níže popsanych kritérií. Kritérium maximální pravděpodobnosti zahrnuje stanovení procenta

nejpočetnější skupiny v rámci celkového vzorku, viz (3.6), kterou je skupina 1 s 26 firmami. Klasifikační přesnost se zde proto určí jako $(26 \cdot 100) / 50$, což je rovno 52 %.

Kritérium poměrné pravděpodobnosti, definováno dle (3.7), po dosazení údajů činí $0,52^2 + (1 - 0,52)^2 = 0,5008$. Požadovaná klasifikační přesnost je dle tohoto kritéria na úrovni 50,08 %.

Nyní navýšíme hodnoty těchto dvou kritérií o 25 %, čímž zjistíme, že kritérium maximální pravděpodobnosti dosahuje 65 % ($0,52 \cdot 1,25 = 0,65$), a kritérium poměrné pravděpodobnosti 62,6 % ($0,5008 \cdot 1,25 = 0,626$). U obou kritérií, v navýšené i nenavýšené podobě, je splněno, že je jejich hodnota nižší, než celková klasifikační přesnost, která je 80 %. Lze tedy říci, že je klasifikační přesnost získaných funkcí dostatečná.

Posledním kritériem je Pressova Q statistika, jejíž hodnotu stanovíme s využitím (3.8), což odpovídá: $Q = [(50 - 40 \cdot 2)^2] / [50 \cdot (2 - 1)] = 18$. Q statistiku následně porovnáme s kritickou hodnotou chí - kvadrátu ve výši 3,84. Výsledná hodnota Q statistiky je větší než 3,84, a proto zde rovněž můžeme konstatovat, že je klasifikační přesnost funkcí dostačující.

Model ratingu založený na Fischerových diskriminačních koeficientech, který jsme vytvořili s využitím početního vzorku 50 firem, byl nyní použit k odhadu ratingu subjektů z ověřovacího vzorku (20 společností). Na základě výsledků zpracovaných v MS Excel, které jsou obsahem Přílohy 3, byla opět vytvořena klasifikační matice.

Tab. 4.12: Klasifikační matice – ověřovací vzorek

		Predicted Group Membership		Total
		0	1	
Original	Count	0	1	
	0	8	3	11
	1	2	7	9
	%	0	1	
	0	72,7	27,3	100,0
	1	22,2	77,8	100,0

Z Tab. 4.12 lze vyčíst, že dle získaného ratingového modelu bylo správně klasifikováno 15 firem z 20 (8 ze skupiny 0 a 7 ze skupiny 1), což představuje 75 % úspěšnost zařazení subjektů do skupin. Tři firmy ze skupiny 0 a dvě ze skupiny 1 byly umístěny chybně.

Stejně jako u početního vzorku, je i zde zapotřebí otestovat, zda je klasifikační přesnost ve výši 75 % dostatečná. K ověření opět použijeme kritérium maximální pravděpodobnosti, kritérium poměrné pravděpodobnosti a Pressovu Q statistiku.

Při využití kritéria maximální pravděpodobnosti je požadovaná klasifikační přesnost rovna $(11 \cdot 100) / 20 = 55\%$. Na základě kritéria poměrné pravděpodobnosti klasifikační přesnost odpovídá $[0,45^2 + (1 - 0,45)^2] \cdot 100$, což činí 50,5 %. Navýšíme-li tato kritéria o 25 %, dostaneme hodnotu kritéria maximální pravděpodobnosti ve výši 68,75 %, a v případě kritéria poměrné pravděpodobnosti pak hodnotu 63,13 %. Je zřejmé, že u těchto kritérií platí, že jsou jejich původní i navýšené hodnoty nižší než celková klasifikační přesnost na úrovni 75 %. Lze tedy podotknout, že je klasifikační přesnost výsledných funkcí dostačující.

Třetím z kritérií je Pressova Q statistika, jejíž hodnota se stanoví jako $[(20 - 15 \cdot 2)^2] / [20 \cdot (2 - 1)] = 5$. Při porovnání s kritickou hodnotou chí - kvadrátu odpovídající 3,84 je možno říci, že i dle tohoto kritéria je klasifikační přesnost získaných funkcí dostatečná.

4.3 Víceskupinová diskriminační analýza

Obsahem této podkapitoly je odhad modelů ratingu prostřednictvím víceskupinové diskriminační analýzy. V rámci programu SPSS je zde využita, stejně jako v případě dvouskupinové diskriminační analýzy, funkce Discriminant.

Pro účely této diplomové práce je zvoleno ke zpracování víceskupinové diskriminační analýzy rozčlenění početního i ověřovacího vzorku, dle ratingového hodnocení firem, do tří skupin. Ve skupině 0 jsou umístěny subjekty s ratingovým hodnocením AAA, AA+, AA-, A+, A-, BBB+ a BBB. Do skupiny 1 patří firmy, jejichž ratingové známky odpovídají BBB-, BB+, BB, BB- a B+ a ve skupině 2 jsou zařazeny společnosti s ratingem B, B-, CCC+, CCC, CCC-, CC, C, CI a D.

Na základě tohoto rozdělení tedy připadá z početního vzorku, zahrnujícího 50 firem, 16 subjektů do skupiny 0, 21 společností do skupiny 1 a zbylých 13 firem do skupiny 2. V ověřovacím vzorku (20 firem) je pak přiřazeno 10 subjektů do skupiny 0, 4 firmy do skupiny 1 a 6 společností do skupiny 2.

Před provedením samotné víceskupinové diskriminační analýzy je nyní vhodné, stejně jako u dvouskupinové diskriminační analýzy, stanovit deskriptivní statistiky sledovaných poměrových ukazatelů pro příslušné skupiny.¹³ Značné rozdíly mezi skupinami, v případě

¹³ Údaje o minimech, maximech, střední hodnotě a směrodatné odchylce pro skupinu 0, 1 a 2 jsou obsaženy v Příloze 4.

střední hodnoty, vykazuje majetkový koeficient, ukazatel úrokového krytí a ukazatel doby obratu závazků. Lze tedy předpokládat, že některá z těchto proměnných bude obsažena ve výsledných modelech. Největší rozpětí mezi minimem a maximem, v rámci všech tří skupin, je pak možno zaznamenat u ukazatele rentability vlastního kapitálu, majetkového koeficientu, úrokového krytí a rovněž u ukazatelů doby obratu závazků, zásob a pohledávek.

4.3.1 Stepwise metoda

Pomocí metody stepwise zvolíme ze sledovaných 13 ukazatelů ty, které nejvíce přispívají k diskriminaci mezi skupinami 0, 1 a 2. Na základě vybraných proměnných (diskriminátorů) jsou pak odvozeny diskriminační funkce. Kritériem pro zařazení diskriminátorů do modelu je opět minimalizace Wilksovy lambdy.

Základní údaje o všech 13 diskriminátorech lze vidět v Tab. 4.13, kde je obsažen nultý krok metody stepwise, během něhož ještě nedošlo k výběru diskriminátorů. Z tabulky je patrné, že nejnižší hodnota Wilksovy lambdy odpovídající 0,794 a současně nejvyšší diskriminační síla (F hodnota) na úrovni 6,111 je uvedena u ukazatele doby obratu pohledávek (DP). Proto byl tento ukazatel, v rámci kroku 1, zařazen do modelu jako první. Po provedení každého kroku bylo, stejně jako u dvouskupinové diskriminační analýzy, zapotřebí přepočítat všechny charakteristiky pro zbývající diskriminátory.

Tab. 4.13: Metoda stepwise – krok 0

Step	Tolerance	Min. Tolerance	F to Enter	Wilks' Lambda
ROE	1,000	1,000	,120	,995
ROS	1,000	1,000	5,438	,812
CZ	1,000	1,000	2,822	,893
MK	1,000	1,000	,730	,970
ÚK	1,000	1,000	6,048	,795
ÚZ	1,000	1,000	1,026	,958
CL	1,000	1,000	2,605	,900
PL	1,000	1,000	3,025	,886
OL	1,000	1,000	1,881	,926
O_A	1,000	1,000	2,972	,888
DZV	1,000	1,000	2,754	,895
DZS	1,000	1,000	,365	,985
DP	1,000	1,000	6,111	,794

V případě kroku 2 byl zvolen ukazatel úrokového krytí (ÚK), jehož Wilksova lambda činí 0,638 a F hodnota 5,602. Ve třetím kroku byl vybrán ukazatel rentability tržeb (ROS)

s Wilkovou lambdou 0,573 a diskriminační silou 2,564. Dále byl do modelu přiřazen ukazatel celkové likvidity (CL) s Wilkovou lambdou 0,508 a F hodnotou 2,802. V pátém kroku byl určen ukazatel celkové zadluženosti (CZ), jehož Wilksova lambda je ve výši 0,457 a F hodnota 2,390. Následně byl do modelu umístěn majetkový koeficient (MK) s Wilkovou lambdou 0,425 a diskriminační silou 1,581. V předposledním kroku byl stanoven ukazatel okamžité likvidity (OL), u nějž Wilksova lambda odpovídá 0,398 a F hodnota 1,422. V závěru stepwise metody (viz Tab. 4.14) do modelu vstoupil jako poslední ukazatel doby obratu zásob (DZS), jehož Wilksova lambda činí 0,375 a diskriminační síla 1,237. Souhrnná tabulka, v rámci níž jsou uvedeny informace pro všech osm kroků, je umístěna v Příloze 5.

Tab. 4.14: Metoda stepwise – krok 8

Step		Tolerance	Min. Tolerance	F to Enter	Wilks' Lambda
8	ROE	,154	,154	,163	,371
	ÚZ	,852	,534	,332	,368
	PL	,097	,084	,082	,373
	O_A	,544	,475	,896	,358
	DZV	,408	,408	,599	,363

Po výše popsanych osmi krocích byly vybrány všechny diskriminátory, které měly největší podíl na diskriminaci mezi skupinami 0, 1 a 2. Proměnnými, začleněnými do modelu, tedy jsou ukazatel doby obratu pohledávek, úrokového krytí, rentability tržeb, ukazatel celkové likvidity, celkové zadluženosti, majetkový koeficient, ukazatel okamžité likvidity a doby obratu zásob. Charakteristiky těchto diskriminátorů jsou obsahem Tab. 4.15.

Tab. 4.15: Wilksova lambda

Step	Entered	Lambda	df1	df2	df3	Exact F			
						Statistic	df1	df2	Sig.
1	DP	,794	1	2	47,000	6,111	2	47,000	,004
2	ÚK	,638	2	2	47,000	5,791	4	92,000	,000
3	ROS	,573	3	2	47,000	4,817	6	90,000	,000
4	CL	,508	4	2	47,000	4,431	8	88,000	,000
5	CZ	,457	5	2	47,000	4,117	10	86,000	,000
6	MK	,425	6	2	47,000	3,733	12	84,000	,000
7	OL	,398	7	2	47,000	3,430	14	82,000	,000
8	DZS	,375	8	2	47,000	3,170	16	80,000	,000

Na základě tabulky je možno říci, že došlo přidáním diskriminátorů ke značnému snížení Wilkovy lambdy z původní hodnoty 0,794 na hodnotu 0,375. Rovněž lze dle hodnot ve sloupci Sig. tvrdit, že všechny diskriminátory jsou statisticky významné.

4.3.2 Diskriminační funkce

Nyní přejdeme k sestavení diskriminační funkce, k čemuž budou využity, stejně jako v případě dvouskupinové diskriminační analýzy, diskriminační Z skóre a Fischerovy diskriminační koeficienty. K sestrojení diskriminačních funkcí prostřednictvím diskriminačního Z skóre jsou zapotřebí hodnoty nestandardizovaných koeficientů, jež jsou uvedeny v níže umístěné Tab. 4.16.

Tab. 4.16: Nestandardizované koeficienty

	Function	
	1	2
ROS	2,452	9,066
CZ	4,242	,902
MK	-,042	-,056
ÚK	-,045	,072
CL	1,606	-,515
OL	-2,073	-1,534
DZS	-,009	-,011
DP	,017	,006
(Constant)	-4,603	-,126

Po aplikaci třískupinové diskriminační analýzy na zvolená data jsme dostali 2 rovnice pro diskriminační Z skóre. Výsledný tvar diskriminačních funkcí je tedy:

$$Z_1 = -4,603 + 2,452 \cdot ROS + 4,242 \cdot CZ - 0,042 \cdot MK - 0,045 \cdot ÚK + 1,606 \cdot CL - 2,073 \cdot OL - 0,009 \cdot DZS + 0,017 \cdot DP,$$

$$Z_2 = -0,126 + 9,066 \cdot ROS + 0,902 \cdot CZ - 0,056 \cdot MK + 0,072 \cdot ÚK - 0,515 \cdot CL - 1,534 \cdot OL - 0,011 \cdot DZS + 0,006 \cdot DP.$$

Výsledné diskriminační funkce je rovněž vhodné otestovat, k čemuž slouží, mimo jiné, údaje o kanonické korelaci či statistické významnosti. Kanonická korelace (viz Tab. 4.17) je pro první funkci rovna 0,629 a pro druhou funkci pak 0,617. Uděláme-li druhou mocninu těchto hodnot, získáme koeficienty odpovídající 0,3956 a 0,3807. První funkcí je vysvětleno 39,56 % změn závislé proměnné. Pomocí druhé funkce je objasněno 38,07 % zbývajících změn vysvětlované proměnné, tvořících 60,44 %. Z toho vyplývá, že je dle druhé funkce vysvětleno 23,01 % přeměn závislé proměnné. V úhrnu tedy získané diskriminační funkce objasňují 62,57 % změn vysvětlované proměnné.¹⁴

¹⁴ $(1 - 0,3956) \cdot 100 = 60,44 \%$; $(0,3807 \cdot 0,6044) \cdot 100 = 23,01 \%$; $39,56 \% + 23,01 \% = 62,57 \%$

Tab. 4.17: Kanonická korelace

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	,654	51,6	51,6	,629
2	,614	48,4	100,0	,617

Na základě údajů v Tab. 4.18 je zřejmé, že jsou konečné diskriminační funkce statisticky významné na 5 % hladině významnosti, o čemž vypovídají hodnoty ve sloupci Sig.

Tab. 4.18: Wilksova lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1 through 2	,375	42,717	16	,000
2	,620	20,828	7	,004

Dle získaných diskriminačních funkcí můžeme následně vyčíslit diskriminační Z skóre a spolu s využitím centroidů, které jsou obsaženy v Tab. 4.19, pak lze klasifikovat subjekty do jednotlivých skupin.

Tab. 4.19: Centroidy

Skupiny	Function	
	1	2
0	-,304	1,068
1	-,578	-,695
2	1,308	-,191

V případě druhé metody použijeme Fischerovy diskriminační koeficienty (viz Tab. 4.20), jejichž aplikací sestojíme spolu s vybranými diskriminátory hledané diskriminační funkce.

Tab. 4.20: Fischerovy koeficienty

	Skupiny		
	0	1	2
ROS	26,429	9,773	18,971
CZ	39,907	37,154	45,610
MK	-,173	-,063	-,170
ÚK	,439	,323	,276
CL	10,233	10,702	13,471
OL	-9,923	-6,651	-11,334
DZS	-,008	,014	-,008
DP	,048	,033	,068
(Constant)	-22,907	-21,217	-30,427

Jak již bylo řečeno, u techniky založené na Fischerových koeficientech platí, že se počet rovnic shoduje s počtem skupin, a proto sestavíme 3 diskriminační funkce, které odpovídají:

$$F_0 = -22,907 + 26,429 \cdot ROS + 39,907 \cdot CZ - 0,173 \cdot MK + 0,439 \cdot \acute{U}K + 10,233 \cdot CL - 9,923 \cdot OL - 0,008 \cdot DZS + 0,048 \cdot DP,$$

$$F_1 = -21,217 + 9,773 \cdot ROS + 37,154 \cdot CZ - 0,063 \cdot MK + 0,323 \cdot \acute{U}K + 10,702 \cdot CL - 6,651 \cdot OL + 0,014 \cdot DZS + 0,033 \cdot DP,$$

$$F_2 = -30,427 + 18,971 \cdot ROS + 45,610 \cdot CZ - 0,170 \cdot MK + 0,276 \cdot \acute{U}K + 13,471 \cdot CL - 11,334 \cdot OL - 0,008 \cdot DZS + 0,068 \cdot DP.$$

Po dosazení hodnot jednotlivých proměnných do všech tří rovnic stanovíme, do které skupiny bude subjekt umístěn. Klasifikace zde byla provedena stejným způsobem jako v případě dvouskupinové diskriminační analýzy.

4.3.3 Klasifikační matice

V rámci zjištění a ověření klasifikační přesnosti na početním vzorku byla sestavena klasifikační matice. Výsledky klasifikační přesnosti pro početní vzorek (50 firem) jsou obsahem Tab. 4.21.

Tab. 4.21: Klasifikační matice – početní vzorek

		Predicted Group Membership			Total
		0	1	2	
Original	Count				
	0	12	3	1	16
	1	2	14	5	21
	2	1	2	10	13
%	0	75,0	18,8	6,3	100,0
	1	9,5	66,7	23,8	100,0
	2	7,7	15,4	76,9	100,0

a. 72,0% of original grouped cases correctly classified.

V matici můžeme vidět, že bylo ve skupině 0 z celkových 16 firem umístěno správně 12, což odpovídá 75 % klasifikační úspěšnosti. V rámci skupiny 1 bylo správně klasifikováno 14 společností, z čehož vyplývá 67 % klasifikační úspěšnost zařazení subjektů. Klasifikační úspěšnost v druhé skupině činí 77 %, jelikož bylo zařazeno 10 společností ze 13 správně. Celková klasifikační přesnost pro početní vzorek se tedy rovná 72 %.

Tuto klasifikační přesnost je nezbytné porovnat s hodnotou požadované klasifikační přesnosti, abychom zjistili, zda je dosažená klasifikační přesnost dostatečná. K porovnání budou užita totožná tři kritéria jako v případě dvouskupinové diskriminační analýzy.

Dle kritéria maximální pravděpodobnosti je požadovaná klasifikační přesnost rovna $(21 \cdot 100) / 50 = 42 \%$. Druhým je kritérium poměrné pravděpodobnosti, jež odpovídá $(0,32^2 + 0,42^2 + 0,26^2) \cdot 100 = 34,64 \%$. Výsledné hodnoty těchto kritérií zvýšíme o 25 %, čímž dostaneme hodnotu 52,5 % v rámci kritéria maximální pravděpodobnosti a hodnotu 43,3 % u kritéria poměrné pravděpodobnosti. Původní i zvýšené výsledné hodnoty pro obě kritéria jsou nižší než 72 %, a proto můžeme konstatovat, že je celková klasifikační přesnost výsledných funkcí na úrovni 72 % dostačující.

Posledním kritériem je Pressova Q statistika, kde se požadovaná klasifikační přesnost stanoví jako $[(50 - 36 \cdot 3)^2] / [50 \cdot (3 - 1)] = 33,64$. Při porovnání Q statistiky s kritickou hodnotou chí - kvadrátu ve výši 3,84 je zřejmé, že je výsledná hodnota Q statistiky větší, a lze tedy říci, že i dle tohoto kritéria je klasifikační přesnost získaných funkcí dostatečná.

Následně jsme provedli aplikaci odhadnutého ratingového modelu na ověřovací vzorek, který zahrnuje 20 firem, přičemž pro ověření byly užity Fischerovy diskriminační funkce. Výsledky klasifikace byly získány s využitím MS Excel, viz Příloha 6. Na základě zařazení subjektů do příslušných skupin pak byla vytvořena klasifikační matice pro ověřovací vzorek, která je obsahem Tab. 4.22.

Tab. 4.22: Klasifikační matice – ověřovací vzorek

		Predicted Group Membership			Total
		0	1	2	
Original	Count				
	0	7	2	1	10
	1	1	2	1	4
	2	0	2	4	6
%	0	70,0	20,0	10,0	100,0
	1	25,0	50,0	25,0	100,0
	2	0,0	33,3	66,7	100,0

Je patrné, že ve skupině 0 bylo s klasifikační úspěšností 70 % správně zařazeno 7 firem z 10. Klasifikační úspěšnost první skupiny odpovídá 50 %, z čehož plyne, že byly začleněny 2 firmy správně. V rámci skupiny 2 pak byly správně umístěny 4 subjekty

a klasifikační úspěšnost zde činí 67 %. Celková klasifikační přesnost pro ověřovací vzorek je tedy ve výši 65 %.

Po sestavení klasifikační matice jsme otestovali, jestli je klasifikační přesnost na úrovni 65 % dostatečná. Prvním kritériem je kritérium maximální pravděpodobnosti, kde požadovaná klasifikační přesnost činí $(10 \cdot 100) / 20 = 50\%$. Kritérium poměrné pravděpodobnosti je rovno $(0,50^2 + 0,20^2 + 0,30^2) \cdot 100 = 38\%$. Po navýšení těchto hodnot o 25 % získáme v rámci kritéria maximální pravděpodobnosti hodnotu 62,5 %, a dle druhého kritéria pak hodnotu 47,5 %. Všechny dosažené hodnoty jsou nižší než 65 %, a je tedy možno říci, že je klasifikační přesnost získaných funkcí dostatečná.

Posledním kritériem je Pressova Q statistika, která se určí jako $[(20 - 13 \cdot 3)^2] / [20 \cdot (3 - 1)] = 9,025$. Výsledná hodnota Q statistiky je větší než kritická hodnota chí - kvadrátu ve výši 3,84, a proto lze konstatovat, že i dle třetího z kritérií je klasifikační přesnost výsledných funkcí dostačující.

4.4 Logistická regrese

Binární logistická regrese je třetí metodou, užitou v této diplomové práci, k odhadu modelů ratingu. V programu SPSS je pro zpracování logistické regrese určena funkce Binary Logistic Regression. Logistická regrese je považována za alternativu ke dvouskupinové diskriminační analýze, a proto se předpokládá, že by měly dosažené závěry v rámci těchto metod korespondovat. Cílem logistické regrese je, stejně jako u diskriminační analýzy, nalézt nezávislé proměnné, jež nejvíce přispívají k odlišnosti mezi skupinami.

Nejdříve je tedy zapotřebí rozčlenit firmy v početním i ověřovacím vzorku do dvou skupin. Do skupiny 0 byly zařazeny společnosti připadající dle svého ratingu do investičního pásma. Jedná se o subjekty s ratingovými známkami AAA, AA+, AA, AA-, A+, A, A-, BBB+, BBB a BBB-. Ve skupině 1 pak byly umístěny firmy ze spekulativního pásma, u kterých ratingové hodnocení odpovídá BB+, BB, BB-, B+, B, B-, CCC+, CCC, CCC-, CC, C, CI a D. Z tohoto rozdělení vyplývá, že v početním vzorku (50 firem) je 24 subjektů ve skupině 0 a zbylých 26 ve skupině 1. V případě ověřovacího vzorku (20 společností) je přiřazeno 11 firem do skupiny 0 a 9 do skupiny 1.

Závislou proměnnou je zde opět ratingové hodnocení firem, které může nabývat hodnot 0 či 1, a proto lze hovořit o binární (dichotomické) proměnné. Nezávislými proměnnými je 13 poměrových ukazatelů.

4.4.1 Odhad modelu

Ke zjištění, které z nezávislých proměnných nejvíce přispívají k rozdílnosti mezi skupinami 0 a 1, využijeme stepwise metodu typu Forward Wald, na základě které jsou proměnné postupně zařazovány do modelu.

V Tab. 4.23 lze vidět, že míra těsnosti proložení logistickým modelem, vyjádřena pomocí charakteristiky -2 Log likelihood (dále jen -2LL), odpovídá 69,235. Tyto údaje se týkají výchozího modelu, v němž ještě nejsou zařazeny nezávislé proměnné.

Tab. 4.23: Míra těsnosti proložení logistickým modelem

Iteration	-2 Log likelihood	Coefficients
		Constant
Step 0 1	69,235	,080
2	69,235	,080

Obsahem Tab. 4.24 je nultý krok metody stepwise, v rámci kterého ještě nedošlo k výběru proměnných a je zde tedy zahrnuto všech 13 sledovaných ukazatelů.

Tab. 4.24: Metoda stepwise – krok 0

		Score	df	Sig.
Step 0	ROE	,102	1	,749
	ROS	6,008	1	,014
	CZ	6,730	1	,009
	MK	2,308	1	,129
	ÚK	13,630	1	,000
	ÚZ	1,561	1	,212
	Variables CL	2,071	1	,150
	PL	1,423	1	,233
	OL	1,716	1	,190
	O_A	,001	1	,969
	DZV	2,411	1	,120
	DZS	,005	1	,942
	DP	,237	1	,626
	Overall Statistics	24,220	13	,029

Pro umístění proměnných do modelu je rozhodující hodnota Score, u níž je žádoucí, aby byla co nejvyšší. Rovněž je také zapotřebí pozorovat statistickou významnost na hladině významnosti 5 %, z čehož je zřejmé, že sledujeme ty proměnné, jejichž hodnota Sig. je nižší než 0,05. V kroku 0 je nejvyšší hodnoty Score, na úrovni 13,630 dosaženo u ukazatele úrokového krytí. Jelikož je současně tento ukazatel také statisticky významný na hladině významnosti 5 %, je ukazatel úrokového krytí zařazen do modelu jako první. Dále je po provedení každého kroku nezbytné přepočítat všechny charakteristiky pro zbývající proměnné.

Po výběru ukazatele úrokového krytí a přepočítání charakteristik následuje krok 1 (viz Tab. 4.25), kde lze vidět, že žádná další proměnná není statisticky významná na hladině významnosti 5 %, a tudíž nemůže vstoupit do modelu. Proto je krok 1 zároveň krokem posledním.

Tab. 4.25: Metoda stepwise – krok 1

		Score	df	Sig.
Step 1	ROE	1,099	1	,294
	ROS	,149	1	,699
	CZ	,470	1	,493
	MK	,927	1	,336
	ÚZ	,029	1	,865
	CL	1,487	1	,223
	PL	1,067	1	,302
	OL	1,807	1	,179
	O_A	,074	1	,785
	DZV	,535	1	,465
	DZS	,073	1	,787
	DP	,003	1	,959
	Overall Statistics	8,776	12	,722

Souhrnné údaje o vybrané nezávislé proměnné, jež byla umístěna do modelu, jsou uvedeny v Tab. 4.26.

Tab. 4.26: Souhrnné údaje

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1	ÚK	-,529	,161	10,834	1	,001	,589
	Constant	2,508	,734	11,687	1	,001	12,282

Výsledný binární logistický model pro odhad ratingu firem se tedy v našem případě skládá z konstanty a ukazatele úrokového krytí, přičemž obě položky obsažené v modelu jsou signifikantní. Využitím koeficientů beta, uvedených v druhém sloupci tabulky, je možno sestavit na základě (3.11) logistický model, který odpovídá:

$$\pi = \frac{e^{2,508-0,529\dot{U}K}}{1+e^{2,508-0,529\dot{U}K}}.$$

Provedeme-li logitovou transformaci tohoto vztahu, získáme tzv. logit, který je váženým součtem nezávislých proměnných umístěných do modelu. Tvar výsledného logitu je:

$$g(x) = 2,508 - 0,529 \cdot \dot{U}K.$$

Dle záporného znaménka u koeficientu beta pro ukazatel úrokového krytí lze říci, že je mezi ukazatelem úrokového krytí a ratingovým hodnocením negativní závislost. Tento negativní vztah potvrzuje i hodnota Exp(B) ve výši 0,589, obsažena v posledním sloupci Tab. 4.26, kde platí, že je-li tato hodnota menší jak 1, pak lze hovořit o negativní závislosti.

S využitím získaného modelu je možno rozčlenit subjekty do příslušných skupin. Klasifikace je provedena prostřednictvím porovnání prahového bodu, tzv. cut-off point, který je vypočten v SPSS a činí 0,5, s výslednou hodnotou modelu pro dílčí subjekty. Je-li hodnota konečného modelu menší jak prahový bod, zařadíme firmu do skupiny 0 a naopak.

4.4.2 Posouzení klasifikační schopnosti

Po sestavení modelu je nezbytné posoudit správnost získaného modelu a zhodnotit jeho klasifikační přesnost. Pro posouzení správnosti modelu jsou využity hodnoty charakteristik -2LL a R square spolu s Likelihood ratio testem. Klasifikační přesnost je pak testována prostřednictvím klasifikační matice a ROC křivkou.

Zhodnocení správnosti modelu

V Tab. 4.27 jsou uvedeny hodnoty charakteristik -2LL a R Square pro výsledný model. Charakteristika -2LL je definována jako D statistika, která je užívána ke srovnání pozorování na predikovaných hodnotách pomocí funkce pravděpodobnosti. Cox & Snell R Square poměruje -2LL pro základní a srovnávací model, přičemž nepokrývá, ani v případě dokonalého modelu, škálu od 0 po 1. Proto bylo vytvořeno Nagelkerke R Square, jež naopak škálu od 0 po 1 dodržuje a je zde tedy splněna základní definice koeficientu determinace.

Tab. 4.27: Vývoj -2LL a R²

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	43,498	,402	,537

Lze vidět, že v případě charakteristiky -2LL došlo, přidáním ukazatele úrokového krytí do modelu, k poklesu hodnoty -2LL z 69,235 na hodnotu 43,498, což je žádoucí. Na základě hodnoty Nagelkerke R Square ve výši 0,537 můžeme konstatovat, že je s využitím získaného modelu objasněno 53,7 % rozptylu vysvětlované proměnné.

Dalším ze způsobů posouzení správnosti modelu je tzv. Likelihood ratio test (viz Tab. 4.28). Jde o test, který je určen ke srovnání konečného modelu a modelu s nulovými parametry.

Tab. 4.28: Likelihood ratio test

Effect	Model Fitting Criteria	Likelihood Ratio Tests		
	-2 Log Likelihood of Reduced Model	Chi-Square	df	Sig.
Intercept	,000 ^a	,000	0	.
ÚK	69,235	69,235	48	,024

Charakteristika intercept symbolizuje model s nulovými parametry, který je tvořen vynecháním parametrů konečného modelu. Parametrem konečného modelu je zde ukazatel úrokového krytí, který byl, spolu s konstantou, umístěn do modelu. Nulová hypotéza tedy odpovídá tvrzení, že všechny parametry jsou rovny nule. Malé písmeno *a*, uvedené v řádku intercept ve druhém sloupci tabulky vyjadřuje, že redukovaný model představuje ekvivalent ke konečnému modelu, protože vynechání parametru nezměnilo vypovídací schopnost modelu. V závěru lze říci, že nejvhodnějším modelem je model konečný, jež je statisticky významný na hladině významnosti 5 %, o čemž vypovídá jeho hodnota Sig. ve výši 0,024.

Testování klasifikační přesnosti modelu

Klasifikační přesnost modelu zhodnotíme nejdříve pomocí klasifikační matice, viz Tab. 4.29. Klasifikační matice je u logistické regrese odlišná oproti diskriminační analýze pouze tím, že je klasifikace prováděna vždy po zařazení nové proměnné do modelu, a nikoli až po uskutečnění všech kroků.

Tab. 4.29: Klasifikační matice – početní vzorek

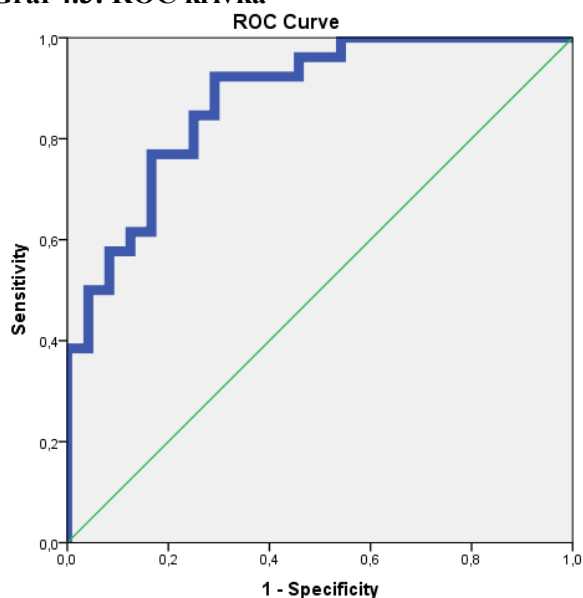
		Predicted		
		Skupiny		Percentage Correct
		0	1	
Step 1	Skupiny 0	17	7	70,8
	1	3	23	88,5
	Overall Percentage			80,0

Je zřejmé, že po zařazení ukazatele úrokového krytí do modelu odpovídá celková klasifikační přesnost 80 %. Správně bylo umístěno 17 subjektů ze skupiny 0 a 23 ze skupiny 1. Zbylých 10 společností bylo začleněno chybně, a to 7 firem ze skupiny 0 a poslední 3 ze skupiny 1. Zda je dosažená klasifikační přesnost dostačující, zjistíme porovnáním se stejnými kritérii jako v případě diskriminační analýzy. Těmito kritérii jsou kritérium maximální pravděpodobnosti, kritérium poměrné pravděpodobnosti a Pressova Q statistika.

Vzhledem k tomu, že je zde rozdělení firem do skupin totožné jako u dvouskupinové diskriminační analýzy, dostali jsme také shodnou hodnotu celkové klasifikační úspěšnosti, a tudíž není pochyb o dostatečné klasifikační přesnosti získané funkce (viz subkapitola 4.2.3).

Nyní otestujeme klasifikační přesnost modelu s využitím ROC křivky, která je označována také jako tzv. vizuální index přesnosti testu. Jedná se o vizuální prezentaci modelu, kdy oblast pod křivkou představuje správně zařazené firmy. Chybně zařazené společnosti jsou pak vyobrazeny prostřednictvím oblasti nad křivkou. Platí zde, že čím blíže je křivka k levému hornímu rohu oblasti grafu, tím má model vyšší vypovídací schopnost.

Graf 4.3: ROC křivka



Dle Grafu 4.3 je patrné, že se křivka přibližuje k hornímu levému rohu oblasti grafu, což vypovídá o dobré shodě mezi skutečnými a predikovanými hodnotami. Údaje vztahující se k ROC křivce jsou obsahem Tab. 4.30.

Tab. 4.30: Údaje k ROC křivce

Area	Std. Error	Asymptotic Sig.	Asymptotic 95% Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
,878	,047	,000	,786	,971

Z tabulky vidíme, že oblast pod křivkou odpovídá hodnotě 0,878 z čehož je zřejmé, že se blíží k ideální hodnotě na úrovni 1. Můžeme tedy konstatovat, že je vypovídací schopnost modelu dostačující.

Po vytvoření ratingového modelu a jeho otestování jsme konečný model aplikovali na ověřovací vzorek 20 firem. Na základě výsledného modelu, jehož logitový tvar je:

$$g(x) = 2,508 - 0,529 \cdot \dot{U}K$$

lze stanovit procentuální změnu šance (neboli pravděpodobnosti), že firma zbankrotuje. Procentuální změna šance odpovídá $[\exp(-0,529) - 1] \cdot 100 = -41,08 \%$. Tuto šanci je možno stanovit i absolutně, jako $\exp(-0,529) = 0,5992$ ¹⁵, což vyjadřuje násobek, o který se změní pravděpodobnost, že firma zbankrotuje, pokud se změní, ceteris paribus, hodnota ukazatele úrokového krytí o jednotku.

Koeficient ukazatele úrokového krytí je záporný a funkce exp() je menší než 1, z čehož plyne, že je potvrzena jejich nepřímá závislost, a s poklesem hodnoty ukazatele úrokového krytí tedy poroste pravděpodobnost bankrotu firem. Výsledky klasifikace pro ověřovací vzorek, získány s využitím MS Excel, jsou obsahem Přílohy 7. Dle umístění subjektů do skupin lze sestavit klasifikační matici pro ověřovací vzorek, viz Tab. 4.31.

Tab. 4.31: Klasifikační matice – ověřovací vzorek

Observed		Predicted		
		Skupiny		Percentage Correct
		0	1	
Step 1	Skupiny 0	9	2	81,8
	1	3	6	66,7
Overall Percentage				75,0

V rámci shrnutí dosažených výsledků jsme opět vytvořili klasifikační matici. Celková klasifikační přesnost pro ověřovací vzorek činí 75 %, přičemž správně bylo začleněno 9 firem ze skupiny 0 a 6 ze skupiny 1. Chybně bylo klasifikováno zbývajících 5 subjektů, a to 2

¹⁵ Jsou-li koeficienty > 0 , pak $\exp > 1$, a predikovaná šance se zvýší; pokud jsou koeficienty < 0 , tak je $\exp < 1$ a predikovaná pravděpodobnost se sníží; u koeficientů $= 0$ je $\exp = 1$, což vypovídá o tom, že ke změně nedojde.

ze skupiny 0 a 3 společnosti ze skupiny 1. Dosaženou klasifikační přesnost nyní opět porovnáme s požadovanou klasifikační přesností získanou s využitím kritéria maximální pravděpodobnosti, kritéria poměrné pravděpodobnosti a Pressovy Q statistiky.

Vzhledem k tomu, že jsme opět dospěli ke stejným výsledkům jako u dvouskupinové diskriminační analýzy, lze vyvodit závěr, že je klasifikační přesnost modelu na úrovni 75 % dostačující.

4.5 Shrnutí dosažených výsledků

Po provedení odhadu modelů ratingu, s využitím výše popsaných tří technik, nyní můžeme shrnout dosažené výsledky.

V případě dvouskupinové diskriminační analýzy vstupuje do modelu ukazatel úrokového krytí, celkové zadluženosti, celkové likvidity, ukazatel rentability tržeb a majetkový koeficient. V rámci početního vzorku bylo správně umístěno 40 firem z 50, což vypovídá o 80 % klasifikační úspěšnosti. V ověřovacím vzorku 20 firem pak bylo správně zařazeno 15 subjektů, což odpovídá 75 % klasifikační úspěšnosti.

Dle třískupinové diskriminační analýzy byl do modelu umístěn ukazatel doby obratu pohledávek, úrokového krytí, rentability tržeb, ukazatel celkové likvidity, celkové zadluženosti, majetkový koeficient, ukazatel okamžité likvidity a doby obratu zásob. Celková klasifikační přesnost pro početní vzorek zde činí 72 % a správně tedy bylo začleněno 36 subjektů z 50. Úspěšnost správného zařazení firem z ověřovacího vzorku je rovna 65 % a správně bylo klasifikováno 13 společností z 20.

Po zpracování logistické regrese je model složen pouze z konstanty a ukazatele úrokového krytí, přičemž je zde celková klasifikační přesnost pro početní i ověřovací vzorek totožná jako v případě dvouskupinové diskriminační analýzy. Tato shoda je způsobena identickým rozdělením firem do skupin, k čemuž došlo i přesto, že v případě logistické regrese nebyla splněna požadovaná velikost vzorku.

V Tab. 4.32 je uvedena procentuální klasifikační úspěšnost všech tří modelů pro dílčí vzorky i celkově pro všechna pozorování.

Tab. 4.32: Shrnutí dosažené klasifikační úspěšnosti modelů (%)

Metody	Klasifikační úspěšnost		
	Početní vzorek	Ověřovací vzorek	Celkem
Dvoustupinová diskriminační analýza	80,0	75,0	78,6
Třístupinová diskriminační analýza	72,0	65,0	70,0
Binární logistická regrese	80,0	75,0	78,6

Nejvyšší klasifikační přesnosti modelu bylo dosaženo v případě početního i ověřovacího vzorku u dvoustupinové diskriminační analýzy a logistické regrese. Na základě obou metod bylo správně umístěno 55 subjektů z celkových 70. V průměru o 9 p.b. nižší klasifikační přesnost byla získána u třístupinové diskriminační analýzy, což bylo zapříčiněno zejména rozčleněním firem, v obou vzorcích, do více skupin. Z celkových 70 firem pak bylo s využitím této metody správně klasifikováno 49 společností.

U všech tří metod bylo dosaženo statistické významnosti konečných modelů i proměnných začleněných do těchto modelů na hladině významnosti 5 %. Rovněž také byla zjištěna dostatečná klasifikační přesnost výsledných modelů, a lze tedy konstatovat, že jsou získané modely vhodné k predikci ratingového hodnocení firem z oblasti spotřebního průmyslu a maloobchodu. Je ale nutno brát v úvahu, že ratingové agentury zpracovávají ratingové hodnocení dle celé řady kvantitativních i kvalitativních faktorů, zatímco pro naše účely byly použity pouze finanční údaje pro příslušné subjekty.

5 Závěr

Ratingové agentury vycházejí při zpracovávání ratingového hodnocení z uceleného rozboru všech známých rizik, které s hodnoceným subjektem souvisejí, a v závěru pak přiřadí danému subjektu příslušnou ratingovou známku, která je srovnatelná v rámci celého světa.

Cílem diplomové práce bylo stanovení ratingových modelů pro společnosti z odvětví spotřebního průmyslu a maloobchodu s využitím vícerozměrných statistických metod, konkrétně dvouskupinové diskriminační analýzy, víceskupinové diskriminační analýzy a logistické regrese.

Diplomová práce je členěna mimo úvod a závěr na tři hlavní části. V rámci druhé kapitoly jsou obsaženy informace o ratingu, historii ratingu, ratingové stupnici, druzích ratingu, ratingových agenturách a o procesu tvorby ratingu. V závěru této kapitoly je umístěna charakteristika finanční analýzy a vybraných poměrových ukazatelů.

Ve třetí kapitole je zahrnuta metodika zvolených vícerozměrných statistických metod, kterými jsou diskriminační analýza a logistická regrese. Popis metodiky je dále rozdělen na odhad modelu, posouzení správnosti modelu a ověření predikční schopnosti modelu.

V poslední, čtvrté, kapitole je pak proveden samotný odhad modelů ratingu s využitím dvouskupinové diskriminační analýzy, třískupinové diskriminační analýzy a binární logistické regrese. Součástí kapitoly je také shrnutí dosažených výsledků.

K sestavení ratingových modelů byla využita finanční data 70 evropských firem ze spotřebního průmyslu a maloobchodu, která byla získána z finančních výkazů daných společností za rok 2012. Na základě těchto informací pak bylo pro každý subjekt spočítáno 17 vybraných poměrových ukazatelů. Z důvodu odstranění multikolinearity ale byly následně tyto ukazatele eliminovány a došlo ke snížení jejich počtu na 13.

Pro zpracování zvolených metod a následné získání ratingových modelů byl využit statistický program IBM SPSS Statistics 21.

V rámci dvouskupinové diskriminační analýzy byl do modelu zařazen ukazatel úrokového krytí, celkové zadluženosti, celkové likvidity, rentability tržeb a majetkový koeficient. Z celkových 70 firem zde bylo správně umístěno 55 subjektů, což odpovídá 78,6 % klasifikační úspěšnosti.

Po zpracování třískupinové diskriminační analýzy do modelu vstoupil ukazatel doby obratu pohledávek, úrokového krytí, rentability tržeb, celkové likvidity, celkové zadluženosti, majetkový koeficient, ukazatel okamžité likvidity a doby obratu zásob. Správně zde bylo klasifikováno 49 společností z celkových 70, což vypovídá o 70 % klasifikační úspěšnosti.

Třetí metodou byla logistická regrese, kde byl do modelu začleněn pouze ukazatel úrokového krytí. V rámci této metody byly zjištěny totožné závěry jako v případě dvouskupinové diskriminační analýzy, což potvrzuje ekonomické teorie. Celková klasifikační úspěšnost je zde tedy rovněž na úrovni 78,6 %.

V případě všech tří metod bylo dosaženo statistické významnosti modelů i dílčích proměnných umístěných v těchto modelech, a také byla zjištěna dostatečná klasifikační přesnost získaných modelů. Lze tedy říci, že jsou výsledné modely vhodné k predikci ratingového hodnocení společností z odvětví spotřebního průmyslu a maloobchodu, přičemž je nezbytné brát v úvahu, že byly pro naše účely použity pouze finanční údaje pro dané subjekty, zatímco ratingové agentury určují ratingové hodnocení dle širokého spektra faktorů.

Seznam použité literatury

Odborná literatura

- [1] DLUHOŠOVÁ, Dana. *Finanční řízení a rozhodování podniku*. 3. vyd. Praha: Ekopress, 2010. 225 s. ISBN 978-80-86929-68-2.
- [2] HAIR, Joseph. *Multivariate Data Analysis*. 7th ed. New Jersey: Prentice Hall, 2009. 816 s. ISBN 0-13-813263-1.
- [3] HEBÁK, Petr a kol. *Vícerozměrné statistické metody (1)*. 1. vyd. Praha: Informatorium, 2004. 239 s. ISBN 80-7333-025-3.
- [4] HEBÁK, Petr a kol. *Vícerozměrné statistické metody (3)*. 1. vyd. Praha: Informatorium, 2005. 255 s. ISBN 80-7333-039-3.
- [5] HOLEČKOVÁ, Jaroslava. *Finanční analýza firmy*. 1. vyd. Praha: ASPI, 2008. 208 s. ISBN 978-80-7357-392-8.
- [6] HOSMER, W. David and Stanley LEMESHOW. *Applied Logistic Regression*. 2nd ed. New York, New York: John Wiley, 2005. 392 s. ISBN 978-047-1722-144.
- [7] HUŠEK, Roman. *Ekonometrická analýza*. 1. vyd. Praha: Oeconomica, 2007. 367 s. ISBN 978-80-245-1300-3.
- [8] MELOUN, Milan a Jiří MILITKÝ. *Statistická analýza experimentálních dat*. 2. uprav. a rozš. vyd. Praha: Academia, 2004. 953 s. ISBN 80-200-1254-0.
- [9] RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza*. 4. aktualiz. vyd. Praha: Grada, 2011. 143 s. ISBN 978-80-247-3916-8.
- [10] VINŠ, Petr a Václav LIŠKA. *Rating*. 1. vyd. Praha: C. H. Beck, 2005. 109 s. ISBN 80-7179-807-X.
- [11] WEISBERG, Sanford. *Applied Linear Regression*. 3rd ed. Hoboken, New Jersey: Wiley-Interscience, 2005. ISBN 04-716-6379-4.

Internetové zdroje a ostatní

- [12] AMERICAN HEART ASSOCIATION. *Circulation*. [online]. 2014 [cit. 2014-03-28]. Dostupné z: <http://circ.ahajournals.org/content/115/5/654/F2.expansion.html>.
- [13] FXSTREET.CZ. *Rating - S&P, Moody's a Fitch*. [online]. 2009 - 2014 [cit. 2014-01-10]. Dostupné z: <http://www.fxstreet.cz/rating-sp-moodys-a-fitch.html>.
- [14] STANDARD&POORS [online]. 2014 [cit. 2014-02-18]. Dostupné z: http://www.standardandpoors.com/en_EU/web/guest/home.
- [15] TICHOPÁD, Radek. *Odhad modelů ratingu vícerozměrnými statistickými metodami*. Ostrava, 2012. Diplomová práce. Vysoká škola Báňská - Technická univerzita Ostrava, Fakulta ekonomická, Katedra financí.
- [16] VALECKÝ, Jiří a Eva SLIVKOVÁ. Mikroekonomický scoringový model úpadku českých podniků. *Central European Review of Economic Issues - Ekonomická revue* [online]. 2012, roč. 15, č. 1 [cit. 2014-03-25]. ISSN 1212-3951. Dostupné z: <http://www.ekf.vsb.cz/export/sites/ekf/cerei/cs/Papers/VOL15NUM01PAP02.pdf>.

Seznam zkratk

CelkLikvidita, CL	celková likvidita
CelkZadl, CZ	celková zadluženost
DOpohl, DP	doba obratu pohledávek
DOzásob, DZS	doba obratu zásob
DOzáv, DZV	doba obratu závazků
EAT	čistý zisk (zisk po zdanění)
EBIT	zisk před úroky a zdaněním
EBITDA	zisk před úroky, zdaněními, odpisy a amortizací
EBT	zisk před zdaněním
MajKoefficient, MK	majetkový koeficient
Moody's	Moody's Investors Service
ObrátkaCA, OA	obrátky celkových aktiv
OkamžLikvidita, OL	okamžitá likvidita
PohotLikvidita, PL	pohotová likvidita
RN	rentabilita nákladů
ROA	rentabilita aktiv
ROE	rentabilita vlastního kapitálu
ROS	rentabilita tržeb
S&P	Standard & Poor's
Sig.	statistická významnost
SPSS	IBM SPSS Statistics 21

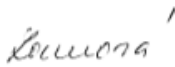
TK	tisková konference
TZ	tisková zpráva
ÚrokKrytí, ÚK	úrokové krytí
ÚrokZatížení, ÚZ	úrokové zatížení
VK/CA, VK_A	podíl vlastního kapitálu na aktivech
ZadlVK, Z_VK	zadluženost vlastního kapitálu
-2LL	-2 Log likelihood

Prohlášení o využití výsledků diplomové práce

Prohlašuji, že

- jsem byla seznámena s tím, že na mou diplomovou práci se plně vztahuje zákon č. 121/2000 Sb. – autorský zákon, zejména § 35 – užití díla v rámci občanských a náboženských obřadů, v rámci školních představení a užití díla školního a § 60 – školní dílo;
- beru na vědomí, že Vysoká škola báňská – Technická univerzita Ostrava (dále jen VŠB-TUO) má právo nevýdělečně, ke své vnitřní potřebě, diplomovou práci užít (§ 35 odst. 3);
- souhlasím s tím, že diplomová práce bude v elektronické podobě archivována v Ústřední knihovně VŠB-TUO a jeden výtisk bude uložen u vedoucího diplomové práce. Souhlasím s tím, že bibliografické údaje o diplomové práci budou zveřejněny v informačním systému VŠB-TUO;
- bylo sjednáno, že s VŠB-TUO, v případě zájmu z její strany, uzavřu licenční smlouvu s oprávněním užít dílo v rozsahu § 12 odst. 4 autorského zákona;
- bylo sjednáno, že užít své dílo, diplomovou práci, nebo poskytnout licenci k jejímu využití mohu jen se souhlasem VŠB-TUO, která je oprávněna v takovém případě ode mne požadovat přiměřený příspěvek na úhradu nákladů, které byly VŠB-TUO na vytvoření díla vynaloženy (až do jejich skutečné výše).

V Ostravě dne 16. 4. 2014


.....
Bc. Irena Lounová

Seznam příloh

Příloha 1: Společnosti a jejich rating

Příloha 2: Stepwise metoda (2-skupinová diskriminační analýza)

Příloha 3: Ověření klasifikační přesnosti na ověřovacím vzorku (2-skupinová diskriminační analýza)

Příloha 4: Deskriptivní statistiky (3-skupinová diskriminační analýza)

Příloha 5: Stepwise metoda (3-skupinová diskriminační analýza)

Příloha 6: Ověření klasifikační přesnosti na ověřovacím vzorku (3-skupinová diskriminační analýza)

Příloha 7: Ověření klasifikační přesnosti na ověřovacím vzorku (binární logistická regrese)

Společnosti a jejich rating

Příloha 1

POČETNÍ VZOREK	
Danone	A-
Nestle S.A.	AA
Henkel AG	A
Anheuser-Busch InBev	A
Unilever N.V.	A+
British Tobacco PLC	A-
Compass Group PLC	A
Kering S.A.	BBB
Pernod Ricard S.A.	BBB-
Coca-cola HBC AG	BBB+
Kerry Group PLC	BBB+
D.E Master Blenders	BBB
Heineken N.V.	BBB+
Anadolu Efes	BBB-
G4S PLC	BBB-
Imperial Tobacco Group PLC	BBB
SABMiller PLC	BBB+
Mark&Spencer PLC	BBB-
Next PLC	BBB
Carrefour S.A.	BBB
Casino Guichard S.A.	BBB-
Metro AG	BBB-
Delhaize Group S.A.	BBB-
Kingfisher PLC	BBB-
Tereos Union	BB+
Aramark	BB-
INVS Group SA	BB-
Durfy AG	BB+
Hornbach AG	BB+
OJSC Magnit	BB
Technicolor S.A.	B
Safilo Group SpA	B
Abengoa S.A.	B
Dometic Holding AB	CCC+
MHP S.A.	B
Creativ Group IJSC	B-

Calik Holding A.S.	B-
Iglo Foods Ltd.	B+
United Biscuits Ltd.	B+
New Look Bondco PLC	B-
Nord Anglia Education PLC	B
R&R Ice Cream PLC	B
Pendragon PLC	B+
LentaLtd.	B+
OOO X5 Finance	B+
Campofrio S.A.	B+
Refresco Group B.V.	B+
Vestel A.S.	B-
BrightHouse Ltd.	B-
New Look Retail Ltd.	B-

OVĚROVACÍ VZOREK	
LVHM Moet S.A.	A
Remy Cointreau S.A.	BB+
Luxottica Group SpA	BBB+
Barry Callebaut AG	BB+
BSH Bosch GmbH	A
Suedzucker B.V.	BBB+
Co-operativeGroup Ltd.	B
Diagelo Capital	A-
Missouri TopCo Ltd.	B-
Swedish Match AB	BBB
Bakkavor PLC	B-
Panasonic PLC	BBB
Reckitt Benckiser PLC	A+
Tate&Lyle PLC	BBB
CIH Internat. S.A.R.L	BB+
Highland Group Ltd.	B
DFS Furniture PLC	B
Enterprise Inns PLC	B
Groupe Auchan S.A.	A
REWE Group	BBB-

Stepwise metoda (2-skupinová diskriminační analýza)

Step	Tol.	Min. Tol.	F to Enter	Wilks' L.
ROE	1,000	1,000	,098	,998
ROS	1,000	1,000	6,555	,880
CZ	1,000	1,000	7,465	,865
MK	1,000	1,000	2,323	,954
ÚK	1,000	1,000	17,989	,727
ÚZ	1,000	1,000	1,547	,969
0 CL	1,000	1,000	2,074	,959
PL	1,000	1,000	1,406	,972
OL	1,000	1,000	1,705	,966
O_A	1,000	1,000	,001	1,000
DZV	1,000	1,000	2,432	,952
DZS	1,000	1,000	,005	1,000
DP	1,000	1,000	,229	,995
ROE	,959	,959	1,021	,712
ROS	,955	,955	2,063	,697
CZ	,955	,955	2,499	,691
MK	1,000	1,000	1,780	,701
ÚZ	,988	,988	,440	,721
1 CL	,995	,995	2,181	,695
PL	1,000	1,000	,929	,713
OL	1,000	1,000	1,190	,709
O_A	,993	,993	,067	,726
DZV	,973	,973	,544	,719
DZS	,999	,999	,002	,727
DP	,990	,990	,002	,727
ROE	,876	,872	,303	,686
ROS	,934	,924	1,369	,671
MK	,932	,890	,850	,678
ÚZ	,920	,889	,061	,690
CL	,914	,877	3,762	,638
2 PL	,963	,920	1,549	,668
OL	,999	,954	1,027	,676
O_A	,974	,936	,001	,691
DZV	,913	,896	,118	,689
DZS	,981	,938	,062	,690
DP	,988	,944	,010	,691

ROE	,869	,818	,489	,632
ROS	,930	,863	1,542	,617
MK	,907	,839	1,426	,619
ÚZ	,916	,813	,014	,638
3 PL	,299	,284	,389	,633
OL	,693	,633	,005	,638
O_A	,971	,865	,019	,638
DZV	,913	,828	,110	,637
DZS	,882	,822	,135	,637
DP	,970	,877	,026	,638
ROE	,782	,782	1,252	,600
MK	,895	,820	1,723	,594
ÚZ	,916	,801	,012	,617
PL	,296	,283	,230	,614
4 OL	,691	,629	,017	,617
O_A	,796	,762	,176	,615
DZV	,739	,739	,893	,605
DZS	,864	,821	,034	,617
DP	,909	,862	,023	,617
ROE	,166	,166	,009	,594
ÚZ	,916	,765	,009	,594
PL	,296	,279	,243	,591
OL	,679	,626	,002	,594
5 O_A	,743	,725	,582	,586
DZV	,728	,728	1,166	,578
DZS	,862	,803	,015	,594
DP	,909	,820	,019	,594

Příloha 3

Ověření klasifikační přesnosti na ověřovacím vzorku (2-skupinová diskriminační analýza)

Firmy	Rating	F_0	F_1	$\text{Max}(F_0; F_1)$	Původní sk.	Odhadnutá sk.
LVHM Moet S.A.	A	27,202042	20,732452	27,202042	0	0
BSH Bosch GmbH	A	23,864876	22,325788	23,864876	0	0
Diagelo Capital	A-	21,838043	22,112338	22,112338	0	1
Reckitt Benckiser PLC	A+	37,804755	23,050503	37,804755	0	0
Groupe Auchan S.A.	A	12,630648	11,975629	12,630648	0	0
Luxottica Group SpA	BBB+	13,388437	12,557439	13,388437	0	0
Suedzucker B.V.	BBB+	21,915181	21,843982	21,915181	0	0
Swedish Match AB	BBB	34,016940	34,381522	34,381522	0	1
Panasonic PLC	BBB	-1,318926	5,7197913	5,719791	0	1
Tate&Lyle PLC	BBB	23,474931	23,077636	23,474931	0	0
REWE Group	BBB-	11,191807	11,07223	11,191807	0	0
Remy Cointreau S.A.	BB+	26,999000	24,235836	26,999000	1	0
Barry Callebaut AG	BB+	17,413650	18,36344	18,363440	1	1
CIH Internat. S.A.R.L	BB+	49,169184	49,273639	49,273639	1	1
Co-operativeGroup Ltd.	B	15,349773	18,42795	18,427950	1	1
DFS Furniture PLC	B	8,345161	7,95733	8,345161	1	0
Enterprise Inns PLC	B	10,960641	11,490715	11,490715	1	1
Highland Group Ltd.	B	16,331302	18,009502	18,009502	1	1
Missouri TopCo Ltd.	B-	14,561757	15,983807	15,983807	1	1
Bakkavor PLC	B-	12,826885	13,57897	13,578970	1	1

	Skupina 0				Skupina 1			
	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
ROE	-1,41598	2,132016	,202436	,530648	-,154195	20,356979	1,096209	4,149019
ROS	-,104018	,271363	,0974667	,0797422	-,049660	,755563	,0586641	,151759
CZ	,508031	1,142857	,677266	,140515	,406312	,982498	,709458	,165911
MK	-7,00000	8,325999	2,958845	2,549298	1,684385	57,136811	7,268387	11,734984
ÚK	-28,6172	71,617647	11,477658	16,144364	-,768627	36,681818	5,831956	8,052403
ÚZ	-,034944	,339262	,118147	,078539	-1,301021	1,734325	,293917	,469169
CL	,471250	2,010130	1,117556	,371816	,504829	2,798039	1,300079	,615626
PL	,357947	1,358900	,749395	,243269	-2,005882	1,591938	,618252	,671425
OL	,069022	,655981	,242641	,149578	,043211	1,109148	,327646	,279360
O_A	,324235	1,855841	,988982	,463216	,289515	2,641046	1,253248	,663946
DZV	127,5386	698,84803	283,30249	129,27089	31,18736	916,49266	269,01763	221,40865
DZS	5,558119	119,64302	44,023794	29,014631	6,143181	278,07816	58,926340	61,000099
DP	15,67372	99,624490	53,710003	17,215793	,061152	143,86853	37,467209	36,079798

	Skupina 2			
	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
ROE	-,200247	1,568738	,124330	,387960
ROS	-,041693	,314815	,037337	,092524
CZ	,424847	1,229794	,806402	,219977
MK	-4,351728	18,262584	5,702735	5,896848
ÚK	-2,688442	6,823529	1,818298	1,973449
ÚZ	-2,202546	2,814785	,493106	,896823
CL	,572508	2,430730	1,199064	,551393
PL	,381183	2,138539	,862745	,425529
OL	,011601	,590909	,292525	,190187
O_A	,142445	1,634489	,805771	,424164
DZV	155,752345	2240,571979	589,650636	553,084284
DZS	,000000	98,929113	36,110150	26,871038
DP	,000000	203,231494	63,313321	51,934638

Stepwise metoda (3-skupinová diskriminační analýza)

Příloha 5

Step	Tol.	Min. Tol.	F to Enter	Wilks' L.	
0	ROE	1,000	1,000	,120	,995
	ROS	1,000	1,000	5,438	,812
	CZ	1,000	1,000	2,822	,893
	MK	1,000	1,000	,730	,970
	ÚK	1,000	1,000	6,048	,795
	ÚZ	1,000	1,000	1,026	,958
	CL	1,000	1,000	2,605	,900
	PL	1,000	1,000	3,025	,886
	OL	1,000	1,000	1,881	,926
	O_A	1,000	1,000	2,972	,888
	DZV	1,000	1,000	2,754	,895
	DZS	1,000	1,000	,365	,985
	DP	1,000	1,000	6,111	,794
1	ROE	,998	,998	,062	,791
	ROS	,974	,974	5,009	,652
	CZ	,987	,987	3,109	,699
	MK	,996	,996	,812	,767
	ÚK	,996	,996	5,602	,638
	ÚZ	,958	,958	,840	,766
	CL	,991	,991	2,232	,723
	PL	,943	,943	1,539	,744
	OL	,995	,995	1,723	,738
	O_A	,822	,822	,589	,774
	DZV	,805	,805	,609	,773
	DZS	,972	,972	,603	,773
2	ROE	,980	,977	,025	,637
	ROS	,908	,908	2,564	,573
	CZ	,910	,910	1,577	,596
	MK	,992	,992	,639	,621
	ÚZ	,949	,949	,413	,627
	CL	,977	,977	2,522	,574
	PL	,941	,938	1,471	,599
	OL	,995	,991	1,381	,601
	O_A	,820	,820	,617	,621
	DZV	,780	,780	,157	,634
	DZS	,963	,963	,761	,617

3	ROE	,918	,850	,289	,565
	CZ	,873	,872	1,673	,532
	MK	,987	,903	,730	,555
	ÚZ	,944	,903	,244	,567
	CL	,963	,895	2,802	,508
	PL	,935	,903	1,558	,535
	OL	,991	,904	1,456	,537
	O_A	,721	,721	,183	,568
4	DZV	,716	,716	,438	,562
	DZS	,920	,867	1,337	,540
	ROE	,888	,828	,576	,495
	CZ	,805	,805	2,390	,457
	MK	,938	,886	1,141	,483
	ÚZ	,941	,891	,299	,501
	PL	,273	,273	,890	,488
	OL	,705	,686	,485	,497
5	O_A	,721	,721	,179	,504
	DZV	,684	,684	,936	,487
	DZS	,844	,844	,808	,490
	ROE	,767	,695	,823	,440
	MK	,850	,730	1,581	,425
	ÚZ	,865	,739	,375	,449
	PL	,273	,271	,802	,441
	OL	,655	,589	,987	,437
6	O_A	,711	,711	,320	,450
	DZV	,595	,595	,632	,444
	DZS	,844	,805	,764	,441
	ROE	,154	,154	,212	,421
	ÚZ	,864	,673	,375	,418
	PL	,272	,266	,853	,408
	OL	,629	,589	1,422	,398
	O_A	,662	,662	,177	,422
7	DZV	,581	,581	,877	,408
	DZS	,835	,729	,928	,407
	ROE	,154	,154	,164	,395
	ÚZ	,858	,588	,254	,393
	PL	,270	,241	,931	,380
	O_A	,574	,543	,589	,386
	DZV	,446	,446	,647	,385
	DZS	,813	,534	1,237	,375

Step	Tol.	Min. Tol.	F to Enter	Wilks' L.
ROE	,154	,154	,163	,371
ÚZ	,852	,534	,332	,368
8 PL	,097	,084	,082	,373
O_A	,544	,475	,896	,358
DZV	,408	,408	,599	,363

Příloha 6

Ověření klasifikační přesnosti na ověřovacím vzorku (3-skupinová diskriminační analýza)¹⁶

Firmy	Rating	F₀	F₁	F₂	Max(F₀; F₁; F₂)	PS	OS
LVHM Moet S.A.	A	31,634810	27,987747	24,316712	31,634810	0	0
BSH Bosch GmbH	A	32,293714	29,579054	31,342736	32,293714	0	0
Diagelo Capital	A-	28,757823	27,538909	28,519083	28,757823	0	0
Reckitt Benckiser PLC	A+	44,363968	32,588327	28,681416	44,363968	0	0
Groupe Auchan S.A.	A	15,094873	14,51552	12,124503	15,094873	0	0
Luxottica Group SpA	BBB+	15,206196	14,782605	12,591024	15,206196	0	0
Suedzucker B.V.	BBB+	28,087432	28,133498	27,700393	28,133498	0	1
Swedish Match AB	BBB	40,338174	36,977213	40,64227	40,642270	0	2
Panasonic PLC	BBB	0,696224	6,1356704	5,5754718	6,135670	0	1
Tate&Lyle PLC	BBB	26,250730	26,169843	25,652219	26,250730	0	0
REWE Group	BBB-	12,499399	13,370497	10,855101	13,370497	1	1
Remy Cointreau S.A.	BB+	31,770818	34,592534	30,80624	34,592534	1	1
Barry Callebaut AG	BB+	23,164512	24,430255	24,72229	24,722290	1	2
CIH Internat. S.A.R.L	BB+	57,155596	51,934224	56,682191	57,155596	1	0
Co-operativeGroup Ltd.	B	17,614295	20,137375	20,284476	20,284476	2	2
DFS Furniture PLC	B	7,767682	8,6625152	6,1194143	8,662515	2	1
Enterprise Inns PLC	B	10,631741	10,724853	11,367543	11,367543	2	2
Highland Group Ltd.	B	16,438812	19,293989	17,433033	19,293989	2	1
Missouri TopCo Ltd.	B-	12,392566	15,91589	17,493431	17,493431	2	2
Bakkavor PLC	B-	16,671468	16,893684	17,713321	17,713321	2	2

¹⁶ PS – původní skupina; OS – odhadnutá skupina

Ověření klasifikační přesnosti na ověřovacím vzorku (binární logistická regrese)

Firmy	Rating	π	$g(x)$	Původní sk.	Odhadnutá sk.
LVHM Moet S.A.	A	0,000000	-17,205838	0	0
BSH Bosch GmbH	A	0,001140	-6,775950	0	0
Diagelo Capital	A-	0,478495	-0,086071	0	0
Reckitt Benckiser PLC	A+	0,000000	-35,377735	0	0
Groupe Auchan S.A.	A	0,327293	-0,720456	0	0
Luxottica Group SpA	BBB+	0,222232	-1,252706	0	0
Suedzucker B.V.	BBB+	0,072506	-2,548814	0	0
Swedish Match AB	BBB	0,229764	-1,209644	0	0
Panasonic PLC	BBB	1,000000	17,646518	0	1
Tate&Lyle PLC	BBB	0,078555	-2,462140	0	0
REWE Group	BBB-	0,671745	0,716089	0	1
Remy Cointreau S.A.	BB+	0,000031	-10,383226	1	0
Barry Callebaut AG	BB+	0,509521	0,038088	1	0
CIH Internat. S.A.R.L	BB+	0,135802	-1,850605	1	0
Co-operativeGroup Ltd.	B	0,980738	3,930186	1	1
DFS Furniture PLC	B	0,808609	1,440996	1	1
Enterprise Inns PLC	B	0,832290	1,601947	1	1
Highland Group Ltd.	B	0,869281	1,894620	1	1
Missouri TopCo Ltd.	B-	0,847596	1,715870	1	1
Bakkavor PLC	B-	0,881984	2,011352	1	1